

Generische überapproximative Verhaltensvorhersage von
Verkehrsteilnehmern für das autonome Fahren auf Basis von Projektion und Interaktion

Peter Zechel

Vollständiger Abdruck der von der Fakultät für Bauingenieurwesen und Umweltwissenschaften
der Universität der Bundeswehr München zur Erlangung des akademischen Grades eines

Doktor-Ingenieur

genehmigten Dissertation.

Gutachter/Gutachterin:

1. Prof. Dr. Klaus Bogenberger
2. Prof. Dr. Ulrich Göhner
3. Prof. Dr. Markus Lienkamp

Die Dissertation wurde am 19.07.2022 bei der Universität der Bundeswehr München eingereicht und durch die Fakultät für Bauingenieurwesen und Umweltwissenschaften angenommen. Die mündliche Prüfung fand am 17.10.2022 statt.

Generische überapproximative Verhaltensvorhersage von Verkehrsteilnehmern für das autonome Fahren auf Basis von Projektion und Interaktion

Peter Zechel

Dissertation zur Erlangung des akademischen Grades eines
Doktor-Ingenieur (Dr.-Ing.)

Universität der Bundeswehr München
Fakultät für Bauingenieurwesen und Umweltwissenschaften

Betreuung

Prof. Dr. Klaus Bogenberger, Technische Universität München
Prof. Dr. Ulrich Göhner, Hochschule für angewandte Wissenschaften Kempten
Dr. Ralph Streiter, Mercedes-Benz AG

München - 22.12.2021

Danksagung

An dieser Stelle spreche ich allen beteiligten Personen, die mich bei der Anfertigung meiner Dissertation unterstützt haben, meinen großen Dank aus.

Allen voran bedanke ich mich bei Prof. Dr. Klaus Bogenberger und Prof. Dr. Ulrich Göhner für die ausgezeichnete Betreuung. Außerdem möchte ich mich bei der Mercedes-Benz AG und insbesondere bei Dr. Ralph Streiter bedanken, der mir während meiner Doktorarbeit immer mit Rat und Tat zur Seite stand und maßgeblich an der Initiierung der Arbeit beteiligt war.

Des Weiteren möchte ich Dr. Paul Spannaus und Kilian Lenz danken, die mir mit ihrer extrinsischen Sichtweise immer neue Denkanstöße gegeben haben.

Für die Durchsicht der schriftlichen Arbeit bedanke ich mich außerdem bei Dr. Stefanie Streiter.

Nicht zuletzt danke ich meiner Verlobten Jana Hötzel und meiner ganzen Familie für ihre Geduld, Zusprüche und Motivation während aller Phasen der Arbeit.

Kurzzusammenfassung

Eine der größten Herausforderungen für das autonome Fahren besteht in der extremen Varianz der auftretenden Verkehrssituationen sowie in dem unsicheren zukünftigen Verhalten anderer Verkehrsteilnehmer. Verfahren aus dem Forschungsgebiet der Verhaltensvorhersage (Motion/Behavior Prediction) begegnen diesen Unsicherheiten, indem sie das Verhalten der umliegenden Verkehrsteilnehmer präzisieren und berücksichtigen. Ein Großteil der Verfahren verwendet dafür jedoch situationsspezifisches Vorwissen. Diese Verfahren erreichen zumeist eine hohe Prädiktionsgüte, sind jedoch in ihrer Anwendbarkeit auf jene Situationen limitiert, die innerhalb des situationsspezifischen Vorwissens abgebildet sind.

Ein zweites wissenschaftliches Konzept leitet die Vorhersage des Verhaltens maßgeblich aus den physikalischen Möglichkeiten eines Verkehrsteilnehmers ab und berücksichtigt das individuelle Verhalten lediglich über einfache Heuristiken. Durch die physikalische Modellierung resultiert zwar keine systematische Limitierung der Anwendbarkeit, jedoch führt die nur eingeschränkte Berücksichtigung des individuellen Verhaltens zu großflächigen zukünftigen Aufenthalts- bzw. Belegungsräumen, die den freien Navigationsraum für andere Fahrteilnehmer konzeptionell einschränken und somit auch zur Limitierung der Bewegungsmöglichkeiten eines autonomen Fahrzeugs führen.

Um die genannten Einschränkungen zu überwinden, präsentiert diese Arbeit ein neues Verfahren zur Vorhersage des Verhaltens von Verkehrsteilnehmern, das exemplarisch anhand der Objektklassen „Fahrzeug“ und „Fußgänger“ beschrieben wird. Initial werden durch verschiedene Verhaltensanalysen die allgemein relevanten und damit zu betrachtenden Bewegungsoptionen einer jeden Objektklasse bestimmt. Durch eine auf Prädiktion und Interaktion basierende Analyseverfahren wird jede betrachtete Bewegungsoption hinsichtlich des Einflusses von statischen und dynamischen Objekten bewertet. Da durch dieses Ausschlussverfahren kein Wissen über das typische Verhalten in einer Verkehrssituation benötigt wird, zieht dieses Vorgehen auch keine Limitierung der Anwendbarkeit auf verschiedene Verkehrssituationen nach sich.

Das Ergebnis des Verfahrens aus der Bewertung der Bewegungsoptionen ist eine probabilistische Vorhersage des zukünftigen Verhaltens. In dieser Arbeit werden daraus die zukünftigen Aufenthaltsräume der Verkehrsteilnehmer bestimmt und z.B. auch einsichernde Fahrzeuge erkannt.

Zur quantitativen Bewertung des Verfahrens wurden die berechneten Aufenthaltsräume gegen das reale Verhalten von Verkehrsteilnehmern evaluiert. Dabei zeigte sich für die Objektklasse „Fahrzeug“, dass die berechneten zukünftigen Aufenthaltsräume auf Autobahnen im Vergleich zu einer auf vornehmlich physikalischen Betrachtungsweise basierenden Vorhersage um bis zu 66% kleiner ausfallen und trotzdem nur 0.8% der betrachteten Fahrzeuge innerhalb des Vorhersagezeitraums von 2.5 Sekunden den projizierten Aufenthaltsraum verlassen (urbanes Umfeld: Flächenreduzierung: 49.5%, Verlassen des Aufenthaltsraums: 1.55%). Aus der analogen Evaluierung der Objektklasse „Fußgänger“ resultiert eine Flächenreduktion von bis zu 61%, die wiederum mit

einer Verlässlichkeit des projizierten Aufenthaltsraums von 0.38% verknüpft ist. Zudem zeigt eine zusätzliche Validierung mit einsicherenden Fahrzeugen, dass die Performance des Verfahrens dieser Arbeit mit spezialisierten Verfahren zur Erkennung einsicherender Fahrzeug mindestens vergleichbar ist, ohne aber eine spezifische situationsbedingte Algorithmusanpassung zu erfordern. Die dargelegten Ergebnisse zeigen daher, dass diese Arbeit eine effiziente und performante Lösung beschreibt, die in der Lage ist, sowohl mit der Varianz der auftretenden Verkehrssituationen als auch mit dem unsicheren zukünftigen Verhalten anderer Verkehrsteilnehmer umzugehen.

Abstract

One of the challenges for autonomous driving is the extreme variance of traffic situations as well as the uncertain future behavior of other road users. Methods from the research field of motion/behavior prediction address these uncertainties by predicting and taking into account the future behavior of surrounding road users. However, a majority of the methods use situation-specific prior knowledge for this purpose. These methods mostly achieve a high prediction quality, but are limited in their applicability to those situations that are considered within the situation-specific prior knowledge.

A second concept derives the prediction of the behavior mainly from the physical possibilities of a road user and considers the individual behavior only via basic heuristics. Due to the physical modeling no systematic limitation of applicability results, however, the limited consideration of the individual behavior leads to large future occupancy areas. Therefore, the navigation space for traffic participants is limited as well as the navigation possibilities of an autonomous vehicle.

In order to overcome the above mentioned limitations, this work presents a new method for predicting the behavior of road users, which is described exemplarily using the object classes „vehicle“ and „pedestrian“. Initially, various behavioral analyses are used to determine the relevant motion options of each object class that have to be considered. Based on the presented analysis method, which is related to prediction and interaction, each considered motion option is evaluated in terms of the influence of static and dynamic objects. Since this is implemented as an exclusion procedure, no prior knowledge about the typical behavior in a traffic situation is required, thus, no limitation results with respect to applicability to different traffic situations. The evaluation of the movement options leads to a probabilistic prediction of the future behavior. In this work, the probabilistic prediction is used to determine the occupancy areas of road users as well as the approach maneuver to the ego lane.

For the quantitative evaluation of the method, the calculated occupancy areas were evaluated against the real behavior of road users. For the object class „vehicle“ it was shown that the calculated future occupancy areas on highways are up to 66% smaller compared to a prediction based on a primarily physical approach. Nevertheless, only 0.8% of the considered vehicles leave the projected staging area within the prediction period of 2.5 seconds (urban environment: area reduction: 49.5%, leaving the staging area: 1.55%). The analogous evaluation of the object class „pedestrian“ results in an area reduction of up to 61%, which in turn is associated with a frequency of leaving the projected occupancy areas of 0.38%. Moreover, additional validation with approaching vehicles shows that the performance of the method of this work is at least comparable to specialized methods for approaching vehicle detection, but without requiring specific situational algorithm adaptation. Therefore, the presented results show that this work describes an efficient and performant solution that is able to handle both the variance of the occurring traffic situations and the uncertain future behavior of other road users.

Zugehörige Veröffentlichungen

Zechel, Peter, et al. „Pedestrian occupancy prediction for autonomous vehicles.“ 2019 Third IEEE International Conference on Robotic Computing (IRC). IEEE, 2019.

Zechel, Peter, et al. „Probabilistic interaction-aware occupancy prediction for vehicles in arbitrary road scenes.“ 2019 Third IEEE International Conference on Robotic Computing (IRC). IEEE, 2019.

Zechel, Peter, et al. „Over-Approximation of the Driver Behavior as Occupancy Prediction.“ 2019 IEEE 14th International Conference on Intelligent Systems and Knowledge Engineering (ISKE). IEEE, 2019.

Zechel, Peter, et al. „Assumptions of lateral acceleration behavior limits for prediction tasks in autonomous vehicles.“ 2019 7th International Conference on Mechatronics Engineering (ICOM). IEEE, 2019.

Inhaltsverzeichnis

Danksagung	i
Kurzzusammenfassung	iii
Abstract	v
Zugehörige Veröffentlichungen	vii
1. Einleitung	1
1.1. Forschungsfragen	3
1.2. Aufbau der Arbeit	4
2. Stand der Technik	7
2.1. Autonomes Fahren	7
2.2. Umfelderkennende Sensoren im Kraftfahrzeug	9
2.3. Sensorfusion	13
2.4. Definition einer Verkehrssituation	15
2.5. Verhaltensvorhersage anderer Verkehrsteilnehmer	17
3. Überapproximative Verhaltensvorhersage zur Bestimmung der Belegungsräume	31
3.1. Konzeption	31
3.2. Grundlegende mathematische Definitionen	44
3.3. Annahmen zur verwendeten Quer- und Längsdynamik von Verkehrsteilnehmern	49
3.4. Beispielsituation	69
3.5. Verhaltensvorhersage von Fahrzeugen	69
3.6. Verhaltensvorhersage von Fußgängern	114
4. Erweiterungen des Verfahrens	125
4.1. Erweiterung des Verfahrens hinsichtlich Messungenauigkeiten	125
4.2. Erweiterung des Verfahrens hinsichtlich dynamischer Querdynamik	130
5. Validierung	137
5.1. Validierungsmethodik	137
5.2. Validierung der Beispielsituationen	140
5.3. Validierung anhand realer Bewegungsdaten	148
5.4. Validierung mittels Versuchsträger anhand von Einscherer-Situationen	156
6. Zusammenfassung, Fazit und Ausblick	163
6.1. Zusammenfassung und Fazit	163

6.2. Ausblick	169
A. Untersuchung der Längsdynamik von Fahrzeugen	171
B. Rechenzeitoptimierte Repräsentationsform der möglichen Aufenthaltspunkte	173
B.1. Initiale Kollisionsprüfung eines Gitterpunkts	173
C. Situationsunabhängige Akzeptanz der Querdynamik - Basisakzeptanzverteilung	177
C.1. Spurrekonstruktionsverfahren	177
C.2. Fehlerbetrachtung der berechneten Querbeschleunigung von Fahrzeugen in Ausfahrten	178
C.3. Ergebnisse der situationsunabhängigen Akzeptanz der Querdynamik bei Regen und Schnee	181
D. Bestimmung des Belegungsraums	185
D.1. Berechnung des Polygonzugs	185
E. Erweiterungen des Verfahrens	187
E.1. Berücksichtigung von Messunsicherheiten mithilfe von Quantilen	187
E.2. Detaillierte Ansicht des numerischen Beispiels	190
Abbildungsverzeichnis	193
Tabellenverzeichnis	197
Literatur	199

Kapitel 1.

Einleitung

Die Automobilindustrie steht weltweit vor einem signifikanten Wandel [90]. Elektromobilität verspricht eine ökologische und CO₂-neutrale Mobilität. Gleichzeitig arbeiten Unternehmen weltweit an der Realisierung des autonomen Fahrens [90]. Während im Jahr 2020 die Elektromobilität mit 194.163 neu zugelassenen, rein elektrischen PKWs in Deutschland [65] bereits den Massenmarkt erreicht hat, steht die Einführung von autonomen Fahrzeugen noch vor technischen Herausforderungen [77]. Daher werden hohe Investitionen in die Entwicklung und Erforschung neuer Verfahren zur Realisierung autonomer Fahrzeuge getätigt [54]. Dieses umfangreiche Investitionsvolumen resultiert aus den im Folgenden diskutierten vielfältigen Vorteilen von autonomen Fahrzeugen und den daraus ableitbaren Geschäftsmodellen.

Als größter Vorteil des autonomen Fahrens wird zumeist die Erhöhung der Verkehrssicherheit angeführt [30]. Da der Mensch dann keinen direkten Einfluss mehr auf das Fahrverhalten hat, sollen bis zu 90% der Unfälle vermieden werden können [30]. Gleichzeitig reduziert sich der Emissionsausstoß des Fahrzeugs durch eine effizientere Fahrweise im Vergleich zum Menschen um bis zu 60% [30]. Die Fahrzeit könnte durch das autonome Fahren zukünftig produktiv vom Fahrer genutzt werden statt durch die Fahraufgabe verloren zu gehen. Die dadurch zusätzlich gewonnene Zeit für die durchschnittliche Pendelstrecke zur Arbeit in den USA beträgt zum Beispiel eine Stunde pro Tag [30]. Mobilitätsdienstleistungen würden ebenfalls von der Einführung eines autonomen Fahrsystems profitieren. So wird erwartet, dass der durchschnittliche Kilometerpreis für ein Taxi in den USA von aktuell 3.50 \$ auf 0.35 \$ fällt [64]. Da durch automatisiertes Einparken kein Platz zum Ein- bzw. Aussteigen benötigt wird, könnten zudem bis zu 15% der Parkfläche eingespart werden [30].

Jedoch steht die Realisierung autonomer Fahrzeuge heute immer noch vor großen Herausforderungen [76, 10]. Neben ungeklärten rechtlichen Rahmenbedingungen und fehlenden Absicherungsmethoden gibt es trotz der enormen Fortschritte in den letzten Jahren immer noch zahlreiche ungelöste technische Probleme. Mallozzi et al. [76] erklärt unter anderem die Unsicherheit hinsichtlich der auftretenden Situationen im Straßenverkehr und die Unsicherheit des zukünftigen Verhaltens anderer Verkehrsteilnehmer zu großen Herausforderungen. Auch Anderson et. al. [10] sieht als große Herausforderung das Verstehen komplexer und dynamischer Fahrsituationen. Daher ist es nicht überraschend, dass ein umfangreiches Forschungsgebiet existiert, um die Unsicherheit im zukünftigen Verhalten anderer Verkehrsteilnehmer zu beherrschen (Motion/Behavior Prediction).

Publikationen in diesem Forschungsgebiet beschreiben verschiedenste Verfahren, welche das zukünftige Verhalten anderer Verkehrsteilnehmer vorhersagen, um es in der Planung des autonomen

Fahrzeugs zu berücksichtigen [70]. Allerdings beschränken sich die meisten Ansätze auf eine definierte Verkehrssituation (z.B. T-Kreuzung, X-Kreuzung, Spurwechsel auf Autobahnen, einspuriger Kreisverkehr, mehrspuriger Kreisverkehr) und selbst die wenigen Verfahren, welche in mehreren Verkehrssituationen anwendbar sind, benötigen noch immer Vorwissen über die zu betrachtende Verkehrssituation [122]. Somit wird mithilfe dieser Verfahren zwar die Unsicherheit im zukünftigen Verhalten von Verkehrsteilnehmern beherrscht, jedoch wird mangels der Anwendbarkeit auf unbekannte Verkehrssituationen die diesbezügliche Unsicherheit nur eingeschränkt oder gar nicht beherrscht. Für einen lokalen Bereich, wie beispielsweise eine Stadt, kann zwar explizit für jede Verkehrssituation entweder das situationsspezifische Vorwissen oder jeweils ein passender Vorhersagealgorithmus bereitgestellt werden, allerdings stößt diese Herangehensweise bei flächendeckendem autonomen Fahren in einem heterogenen, historisch gewachsenen Straßennetz - wie es in Europa vorherrscht - an seine Grenzen, da das situationsspezifische Vorwissen für ein gesamtes Straßennetz nur unter extrem hohem Aufwand erzeugt werden könnte.

Eine Alternative zu den klassischen Verfahren der Verhaltensvorhersage sind Ansätze auf Basis des Konzepts der „overapproximated occupancy prediction“, die das zukünftige Verhalten mithilfe einer Überschätzung der physikalischen Bewegungsmöglichkeiten des jeweiligen Verkehrsteilnehmers bestimmen [3]. Dies bedeutet, dass es keine explizite Vorhersage des Verhaltens des Verkehrsteilnehmers gibt, sondern lediglich mögliche Aufenthaltsorte für einen definierten zukünftigen Zeitpunkt in Form der sogenannten Belegungsräume (Occupancy) bestimmt werden. Da die physikalische Betrachtung des Verkehrsteilnehmers unabhängig von der aktuellen Verkehrssituation ist, sind diese Verfahren in beliebigen Situationen anwendbar.

Berücksichtigt ein autonomes Fahrzeug allerdings die berechneten Belegungsräume, indem es alle Orte vermeidet, an denen sich ein anderer Verkehrsteilnehmer theoretisch befinden kann, so bleibt bereits bei mäßigem Verkehr wenig (befahrbarer) Raum übrig, in dem das autonome Fahrzeug navigieren kann. Somit ist das Konzept der „overapproximated occupancy predictions“ zwar in der Lage, beide Unsicherheiten zu beherrschen, allerdings ist zu erwarten, dass in der Praxis der befahrbare Raum, in dem das autonome Fahrzeug navigieren kann, klein ausfällt. Um diesem Problem entgegenzuwirken und die Belegungsraumgröße zu reduzieren, werden in neueren Verfahren der „overapproximated occupancy prediction“ geeignete Annahmen über das Verhalten der Verkehrsteilnehmer aus den Verkehrsregeln abgeleitet. Beispielsweise wird in [62] angenommen, dass andere Fahrzeuge nicht in den Sicherheitsabstand des autonomen Fahrzeugs eintauchen.

Anstatt die Belegungsräume lediglich anhand singulärer Verhaltensannahmen einzuschränken, soll in dieser Arbeit ein neues Verfahren entwickelt werden. Dieses Verfahren berechnet - basierend auf einer Vorhersage des zukünftigen Verhaltens der Verkehrsteilnehmer - möglichst kleine Belegungsräume, die trotzdem mit hoher Sicherheit die realen Bewegungen der Verkehrsteilnehmer enthalten. Dabei muss jedoch die Anwendbarkeit auf beliebige Verkehrssituationen sichergestellt werden, sodass dieses neu entwickelte Verfahren sowohl die Unsicherheit bezüglich des zukünftigen Verhaltens der Verkehrsteilnehmer als auch die Unsicherheit bezüglich der auftretenden Situationen beherrscht.

1.1. Forschungsfragen

Ausgehend von dem Ziel, ein neues Verfahren zu entwickeln, welches sowohl die Unsicherheit bezüglich des zukünftigen Verhaltens der Verkehrsteilnehmer als auch die Unsicherheit bezüglich der auftretenden Situationen beherrscht, ergeben sich folgende Forschungsfragen für diese Arbeit:

F1 - Welche Methoden und Konzepte erlauben es einem Verfahren, ohne situationsspezifisches Vorwissen, das Verhalten der Verkehrsteilnehmer in allen Verkehrssituationen vorherzusagen?

Die Einleitung legt bereits dar, dass ein autonomes Fahrzeug zunächst einer hohen Unsicherheit bezüglich der auftretenden Situationen ausgesetzt ist [76]. Dabei ist es mit einem umfangreichen Aufwand verbunden, jede Verkehrssituation in einem heterogenen, historisch gewachsenen Straßennetz explizit zu betrachten. Entsprechend wird bei allen Verfahren, die nicht auf beliebige Situationen anwendbar sind, die Unsicherheit hinsichtlich der auftretenden Situationen nur eingeschränkt beherrscht. Auch eine situationsabhängige Auswahl zwischen verschiedenen Verfahren, die jeweils eine oder mehrere Situationen beherrschen, ist nicht zielführend. Jedes dieser Verfahren ist auf eine definierte Menge an Situationen limitiert. Damit beherrscht auch die Summe der Verfahren nicht jede mögliche auftretende Verkehrssituation. Für das Ziel des flächendeckenden autonomen Fahrens sollte daher das Verfahren zur Bestimmung des zukünftigen Verhaltens der Verkehrsteilnehmer auf alle Verkehrssituationen anwendbar sein.

F2 - Durch welche Methoden und in welchem Umfang lässt sich der Kompromiss zwischen Prädiktionsgüte und Größe des Belegungsraums - unter Berücksichtigung der Anwendbarkeit auf alle Verkehrssituationen - verbessern?

Für einen erfolgreichen Einsatz des Verfahrens muss nicht nur eine hohe Prädiktionsgüte erzielt werden, sondern der aus den Belegungsräumen resultierende befahrbare Raum muss dem autonomen Fahrzeug ausreichend viel Platz zur Navigation lassen. Diese beiden Ziele stehen allerdings konträr zueinander. Eine exakte Vorhersage führt zwar zu einem kleinen befahrbaren Raum, ist jedoch gleichzeitig mit dem Risiko verbunden, dass sich das prädizierte Fahrzeug anders als erwartet verhält und sich damit außerhalb des Belegungsraums befindet. Im umgekehrten Fall - einer auf Sicherheit bedachten Vorhersage - wäre eine zukünftige Anwesenheit des Fahrzeugs außerhalb der Belegungsräume zwar nahezu ausgeschlossen, allerdings würden die resultierenden Belegungsräume eine große Fläche belegen.

F3 - Welche Maßnahmen und Methodiken sind notwendig, um das Verfahren auf einer Hardware, die dem heutigen Serienstandard für Fahrerassistenzsysteme entspricht, auszuführen?

Das Verfahren soll nicht erst bei zunehmender Rechenleistung in einigen Jahren in einem Serienfahrzeug einsetzbar sein. Daher werden geeignete Maßnahmen und Methodiken benötigt, die

es erlauben, bereits mit heutiger Hardware eine echtzeitfähige Ausführung des Verfahrens zu gewährleisten.

F4 - Können mit einem Verfahren mehrere Objekttypen vorhergesagt werden und wie umfangreich sind die Anpassungen an eine neue Objektklasse?

Wie die Diskussion der Literatur in Kapitel 2.5.4 zeigen wird, sind bisherige Ansätze meist auf eine Objektklasse limitiert. Unter dem Gesichtspunkt einer kosteneffizienten Einführung autonomer Fahrzeuge ist die Entwicklung eines vollständig neuen Ansatzes für jede Objektklasse nur bedingt zielführend. Daher könnte ein Verfahren, welches mittels minimalem Aufwand auf neue Objektklassen übertragen werden kann, den Entwicklungsaufwand und damit die Entwicklungskosten signifikant reduzieren.

F5 - Wie muss das Verfahren gestaltet sein, damit es auch bei einer unvollständigen Repräsentation des Umfelds in den Eingangsdaten noch zu validen Ergebnissen kommt?

Fahrerassistenzsysteme halten immer weiter Einzug in moderne Fahrzeuge [115] und unterstützen den Fahrer in immer komplexeren Aufgaben [34, 15]. Um diese komplexeren Situationen zu beherrschen, benötigen daher auch zunehmend Fahrerassistenzsysteme Methoden, um das ungewisse Verhalten anderer Verkehrsteilnehmer vorherzusagen zu können. Dies ist insbesondere eine Herausforderung, da das momentan übliche Sensorsetup für seriennahe Fahrzeuge über wesentlich geringere Möglichkeiten im Vergleich zu Forschungs- und Entwicklungsfahrzeugen verfügt¹. Da es u. a. das Ziel dieser Arbeit ist, eine seriennahe Lösung zu erarbeiten, soll das entwickelte Verfahren in der Lage sein, auch mit unvollständigen Umfeldinformationen eine hohe Prädiktionsgüte zu erreichen.

F6 - Wie können die länderspezifischen Verhaltensweisen der Fahrer bestimmt und bei der Verhaltensvorhersage berücksichtigt werden?

Das Verhalten im Straßenverkehr variiert zwischen verschiedenen Ländern und Kulturkreisen [31]. Da die Autoindustrie jedoch weltweit agiert, muss eine systematische Anpassung der Vorhersage des zukünftigen Verhaltens an den Kulturkreis möglich sein. Idealerweise werden für diese Einstellmöglichkeiten gleichzeitig systematische Methoden zur Analyse des Verhaltens definiert, sodass eine effiziente Anpassung an einen neuen Kulturkreis möglich ist.

1.2. Aufbau der Arbeit

Im folgenden Kapitel 2 wird zuerst ein Überblick über den aktuellen Stand der Technik im Bereich „autonomes Fahren“ gegeben. Im Unterkapitel 2.5 werden anschließend Verfahren zur Verhaltensvorhersage anderer Verkehrsteilnehmer diskutiert. Dazu werden die Verfahren in zwei Kategorien aufgeteilt. Zuerst werden Verfahren aus der Kategorie der approximativen Verhaltensvorhersage

¹Exemplarischer Vergleich: Waymo [75] zu Audi A8 [79]

erläutert. Diese Verfahren haben das Ziel, das Verhalten der Verkehrsteilnehmer bestmöglich zu approximieren. Dem gegenüber stehen Verfahren aus der Kategorie der „overapproximated occupancy prediction“, die vornehmlich die physikalischen Bewegungsmöglichkeiten der Verkehrsteilnehmer vorhersagen und dabei das Verhalten nur mittels grundlegender Annahmen hinsichtlich der Verkehrsregeln berücksichtigen. Basierend auf dieser Diskussion der beiden Kategorien wird das grundlegende Konzept des neu entwickelten Verfahrens dieser Arbeit vorgestellt.

Kapitel 3 beginnt mit der Konzeptionierung der notwendigen Verarbeitungs- und Verhaltensanalyseschritte des neuen Verfahrens. Im Anschluss daran folgt die Definition der Ein- und Ausgangsdaten sowie eine formelle Aufgabendefinition. Im ersten Verhaltensanalyseschritt des Verfahrens wird anschließend die Längs- und Querdynamik der in dieser Arbeit betrachteten Verkehrsteilnehmer (Fahrzeuge und Fußgänger) analysiert. Unter Berücksichtigung der daraus abgeleiteten Verhaltensannahmen wird im Unterkapitel 3.5 das Verfahren im Detail anhand der Objektklasse „Fahrzeug“ erläutert. Dabei werden die Ergebnisse der jeweiligen Verarbeitungsschritte anhand der vorab im Unterkapitel 3.4 definierten Beispielsituationen dargestellt und diskutiert. Abschließend wird das Verfahren auf die Objektklasse „Fußgänger“ übertragen.

Aufbauend auf der regulären Variante des Verfahrens werden in Kapitel 4 zwei Erweiterungen vorgestellt. Die erste Erweiterung ermöglicht es, Messunsicherheiten in den physikalischen Messgrößen eines beobachteten Objekts in die Berechnung der Belegungsräume einfließen zu lassen. Als zweite Erweiterung wird ein neues Konzept zur Berücksichtigung dynamischer Querdynamikverläufe vorgestellt.

Zur Überprüfung der Prädiktionsgüte des Verfahrens wird in Kapitel 5 eine umfangreiche Validierung durchgeführt. Dabei werden zuerst das reguläre Verfahren und dessen Erweiterung zur Berücksichtigung von Messunsicherheiten anhand der Beispielsituationen validiert und verglichen. Anschließend folgt eine umfangreiche Prüfung des Verfahrens auf Basis von realen Verkehrsdaten, wobei die resultierenden Belegungsraumgrößen mit der Belegungsraumgröße jeweils eines Verfahrens aus der Kategorie der „overapproximated occupancy predictions“ verglichen werden. Abschließend folgt noch eine alternative Validierung des Verfahrens. Dabei wird die Erkennungsqualität einscherender Fahrzeuge basierend auf den Ergebnissen der Verhaltensvorhersage dieser Arbeit mit anderen Verfahren verglichen. Diese Validierung unterscheidet sich dabei von den vorausgegangenen, da die Vorhersage nicht im Nachgang berechnet wurde, sondern online in einem Versuchsträger der Mercedes-Benz AG.

Am Ende der Arbeit wird nach einer kurzen Zusammenfassung ein Fazit hinsichtlich der Forschungsfragen gezogen und ein Ausblick auf zukünftige Fragestellungen gegeben.

Kapitel 2.

Stand der Technik

2.1. Autonomes Fahren

Die SAE International [98] definiert entsprechend Abbildung 2.1 sechs verschiedene Automatisierungsstufen für Fahrzeuge. Ein voll automatisiertes oder auch autonomes Fahrzeug entspricht dem höchsten Automatisierungslevel 5 und übernimmt selbstständig die Längs- und Querführung des Fahrzeugs unter allen Randbedingungen des Straßenverkehrs. Eine Überwachung durch den Fahrer ist dabei nicht nötig. Im Gegensatz dazu übernehmen autonome Systeme des Levels 4 zwar ebenfalls die Längs- und Querführung, sind jedoch dabei an gewisse Rahmenbedingungen gebunden. Das Automatisierungslevel 3 unterscheidet sich dahingehend, dass zusätzlich zu den notwendigen Rahmenbedingungen innerhalb eines definierten Zeitfensters die Fahrzeugführung vom Fahrer übernommen werden muss, sobald das System seine Grenzen erreicht. Die wichtigste Eigenschaft der höheren Automatisierungslevel 3-5 besteht darin, dass die Verantwortung für die Fahrzeugführung beim autonomen System und nicht beim Fahrer liegt.

Systeme, die dem Automatisierungslevel 0-2 entsprechen, werden gemeinhin als Fahrerassistenzsysteme beschrieben. Sie unterstützen den Fahrer bei seiner Fahraufgabe, jedoch obliegt die Verantwortung weiterhin vollständig dem Fahrer. Während zum Automatisierungslevel 0 ausschließlich Fahrerassistenzsysteme zählen, die singulär in bestimmten Situationen den Fahrer warnen oder unterstützen, übernimmt das Fahrerassistenzsystem beim Automatisierungslevel 1 bereits vollständig die Längs- oder Querführung. Zum Automatisierungslevel 2 zählen alle Fahrerassistenzsysteme, die den Fahrer gleichzeitig sowohl bei der Längs- als auch bei der Querführung unterstützen.

Die historische Entwicklung autonomer Fahrzeuge lässt sich in drei Entwicklungsphasen zusammenfassen [10]. In den Jahren von 1980 bis 2003 erforschten Universitäten in der ersten Phase die Grundlagen des automatisierten Transports. Dabei entstanden zuerst Konzepte, bei denen autonome Fahrzeuge durch Infrastrukturelemente auf einer Autobahn geleitet werden sollten. Die folgende Forschungswelle forcierte einen umfangreichen bis vollständigen Abbau der Infrastrukturabhängigkeiten. Als eines der bemerkenswertesten Resultate der ersten Phase entstand an der Universität der Bundeswehr in München ein System, welches schon Anfang der 1980er Jahre mittels optischer Erkennung bis zu $100 \frac{km}{h}$ auf Autobahnen fahren konnte. Die zweite Phase dominierte die U.S. Defense Advanced Research Projects Agency (DARPA) mit ihren drei „Grand Challenges“.

2. Stand der Technik



Abbildung 2.1.: Stufen der Automatisierung von Fahrzeugen der SAE International [98]

Bei den ersten beiden Grand Challenges (2004, 2005) mussten die Fahrzeuge autonom einen Kurs durch die Mojave-Wüste meistern. Der dritte Wettkampf steigerte die Anforderungen an die Fahrzeuge, indem der Kurs durch ein urbanes Umfeld (George Air Force Base) führte. Die großen Herausforderungen während der Wettkämpfe führten zu signifikanten Fortschritten in den Sensorsystemen und den Algorithmen, sodass die autonomen Systeme erstmals das Verhalten anderer Verkehrsteilnehmer berücksichtigten und auf markierten Straßen inklusive Verkehrszeichen navigierten. Anfang 2020 kam die Entwicklung in der dritten Phase an, wobei erstmals Firmen versuchten, die Technologie kommerziell einzusetzen. Da neben den klassischen Automobilherstellern auch Technologiekonzerne, Startups und Automobilzulieferer die Entwicklung des autonomen Fahrens forcierten, ist ein spannendes Rennen um die Einführung dieser Technologie entbrannt.

Im Allgemeinen arbeiten autonome Fahrzeuge - ebenso wie viele Robotik-Systeme - nach dem „Sense-Plan-Act“-Design [10]. Die Systemarchitektur in Abbildung 2.2 beschreibt in einer abstrahierten Form die Umsetzungen dieses „Sense-Plan-Act“-Designs in heutigen autonomen Fahrzeugen

[111]. Zu Beginn jedes Zyklus nehmen Sensoren die Umwelt wahr und stellen die gemessenen Rohdaten bereit. Der erste Verarbeitungsschritt extrahiert aus den Rohdaten die relevanten Informationen des Umfelds für das autonome Fahrzeug. Anschließend werden im Sensorfusionsschritt die Umfeldinformationen eines jeden Sensors sowie zusätzliche Kartendaten zusammengeführt. Durch diesen Schritt entsteht ein Umfeldmodell, welches eine virtuelle Abbildung der aktuellen Verkehrssituation mit allen erkannten Informationen darstellt. Mithilfe dieses Umfeldmodells wird im Verarbeitungsschritt „Situationsverstehen“ das zukünftige Verhalten anderer Verkehrsteilnehmer vorhergesagt. Auf Basis dieser Vorhersage anderer Verkehrsteilnehmer und der im Umfeldmodell enthaltenen statischen Objekte wird während der Eigenbewegungsplanung die zukünftige Bewegung des autonomen Fahrzeugs für die aktuelle Situation berechnet. Abschließend wird diese geplante Bewegung von Regelverfahren für Quer- und Längsführung umgesetzt.

In dieser Arbeit wird für ein verbessertes Situationsverständnis bzgl. des autonomen Fahrens ein neues Verfahren zur Vorhersage des Verhaltens anderer Verkehrsteilnehmer erarbeitet. Ausgangsbasis für die Prädiktion der Verkehrsteilnehmer ist somit das Umfeldmodell, welches durch Fusion der einzelnen Sensorinformationen entsteht. Da somit die sensorische Wahrnehmung und die anschließende Sensordatenfusion die Grundlage für die Prädiktion darstellen, werden diese beiden Aspekte im Folgenden tiefergehend diskutiert.

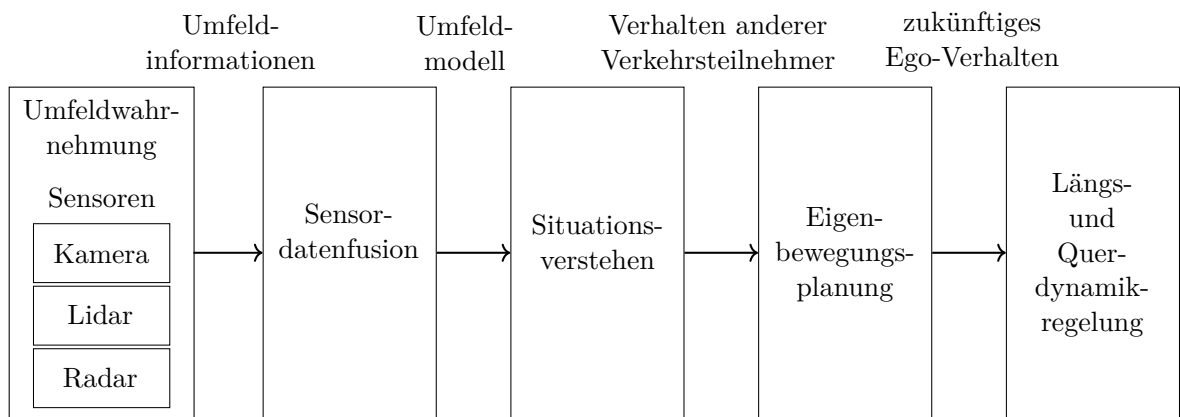


Abbildung 2.2.: Abstrahierte Systemarchitektur autonomer Fahrzeuge [10]

2.2. Umfelderfassende Sensoren im Kraftfahrzeug

Dieses Kapitel beschreibt die relevanten Sensortypen zur Erfassung der Umwelt für autonomes Fahren bzw. für Fahrerassistenzsysteme. Für die Entwicklung der Verhaltensvorhersage dieser Arbeit müssen nicht alle Sensordetails bekannt sein. Dennoch ist es notwendig, die grundlegenden Eigenschaften der Sensortypen zu verstehen und diese ggf. zu berücksichtigen. Entsprechend beschränkt sich dieses Kapitel auf die drei wichtigsten Sensortypen und erläutert deren Messprinzipien. Zusätzlich werden eben diese Sensortypen hinsichtlich ihrer Objekterkennungsfähigkeiten am Ende des Kapitels verglichen. Weiterführende Informationen über Sensoren zur Umfelderfassung sind im „Handbuch Fahrerassistenzsysteme“ [117] zu finden. Eine detaillierte Gegenüberstellung einer umfangreicheren Sensorauswahl kann in [91] nachgelesen werden.

2.2.1. Radar

Das Radar (Radio Detection and Ranging) wurde ursprünglich im Zweiten Weltkrieg zu militärtechnischen Zwecken entwickelt. Der erste flächendeckende Einsatz im Verkehrswesen erfolgte nicht im Fahrzeug, sondern bei der automatisierten Geschwindigkeitsüberwachung von Kraftfahrzeugen [117]. Nichtsdestotrotz wurde schon im Jahre 1955 über eine mögliche Anwendung im Fahrzeugbereich diskutiert. Jedoch dauerte es noch 43 Jahre (1998) bis ein Radarsensor erstmals in einem Serienfahrzeug verbaut wurde und zwar zur Realisierung von adaptiven Geschwindigkeitsreglern (ACC) [117]. Für die Anwendung im Straßenverkehr stehen heute vier Frequenzbänder zur Verfügung, wobei derzeit das 76.5 GHz Band dominiert [117]. Das Grundprinzip der Radarsensorik hat sich seit der militärischen Anwendung nicht geändert. Von einer Sendeantenne wird eine elektromagnetische Welle ausgesandt. Trifft diese Welle auf ein Objekt, entsteht eine Reflexion. Dieser reflektierte Anteil der elektromagnetischen Welle kann durch eine geeignete Empfangsantenne gemessen werden [94].

Dabei werden im Fahrzeug typischerweise die Sende- und Empfangsantenne durch eine einzige physikalische Antenne mit passender elektronischer Beschaltung realisiert. Die gesuchten Informationen werden durch den Vergleich hinsichtlich Zeit und/oder Frequenz zwischen gesendetem und empfangenem Signal gewonnen [94]. Der zeitliche Vergleich zwischen ausgesandten und empfangenen Signalen ergibt die Laufzeit Δt . Diese Laufzeit ergibt dann den Abstand zum Objekt d durch

$$d = \frac{1}{2} \cdot c_0 \cdot \Delta t, \quad (2.1)$$

wobei c_0 die Geschwindigkeit des Lichts ist. Der Faktor von $\frac{1}{2}$ berücksichtigt, dass die Strecke zwischen Objekt und Antenne zweimal zurückgelegt werden muss. Zusätzlich zur Strecke kann auch die relative Geschwindigkeit des Objekts bestimmt werden [94]. Grundlage dafür ist ein Frequenzvergleich zwischen gesendeter und empfangener Welle, da der Dopplereffekt die Frequenz proportional zur Relativgeschwindigkeit verschiebt. Daraus ergibt sich für die Berechnung der Relativgeschwindigkeit v_{rel}

$$v_{\text{rel}} = \frac{f_D \cdot c_0}{-2 \cdot f_c}, \quad (2.2)$$

wobei f_c die Trägerfrequenz des Signals ist und f_D die gemessene Frequenzverschiebung aus dem Dopplereffekt beschreibt.

2.2.2. Lidar

Die Lidarsensorik (Light Detection and Ranging) verortet ein Objekt und misst dessen tangentialen Abstand. Das Grundprinzip ist vergleichbar mit dem Radarsensor, allerdings werden keine Mikrowellen verwendet, sondern Ultraviolett-, Infrarot- oder Strahlen des sichtbaren Lichts. Heutzutage wird typischerweise eine Wellenlänge von 900 nm im Fahrzeug eingesetzt, wobei manche Sensoren davon abweichen, um die Robustheit bei Nebel und Regen zu erhöhen. Die Berechnung der Distanz d erfolgt beim Lidar analog zum Radar auf Basis der gemessenen Laufzeit Δt , sodass gilt

$$d = \frac{1}{2} \cdot c_0 \cdot \Delta t. \quad (2.3)$$

Im Vergleich zum Radar haben Lidarsensoren eine deutlich bessere örtliche Auflösung, da der Laserstrahl eine stärkere Fokussierung aufweist. Entsprechend werden heute meist rotierende Sensoren eingesetzt, wodurch eine 360° Punktwolke der Umgebung entsteht. Diese Punktwolke erlaubt eine Klassifizierung der abgetasteten Objekte anhand ihrer Form, was in diesem Maße beim Radar nicht möglich ist. Die Objektgeschwindigkeit wird hingegen nicht wie beim Radar direkt gemessen, sondern muss über Differenzierung des Entfernungssignals bestimmt werden. Aktuell limitieren die hohen Kosten den flächendeckenden Einsatz in der Serienproduktion. Dennoch zeigen umfangreiche Forschungsarbeiten den Nutzen dieses Sensortyps für das autonome Fahrzeug auf.

2.2.3. Kamera

Die Kamera unterscheidet sich maßgeblich von den bisher genannten Sensoren, da dabei die Informationen nicht über einen physikalischen Zusammenhang bestimmt werden können, sondern aus dem Bild extrahiert werden müssen. Nichtsdestotrotz ist die Kamera ein unverzichtbarer Sensor, da der Straßenverkehr und die Straßenverkehrsinformationen maßgeblich auf die optische Wahrnehmung durch den Fahrer ausgelegt ist [117]. Es ist daher naheliegend, auch die maschinelle Wahrnehmung anhand eines dem menschlichen Auge analogen Messprinzips zu stützen.

Das Grundprinzip einer Kamera als Sensor für Fahrerassistenzsysteme ist in Abbildung 2.3 dargestellt. Das von der Umgebung bzw. einem Objekt reflektierte Licht wird mittels einer Optik auf einen fotosensitiven Bildsensor projiziert. Aus dem entstandenen Bild müssen nun in einem zweiten Schritt - der sogenannte Bildverarbeitung - die gewünschten Informationen mittels teilweise aufwendiger Algorithmen extrahiert werden. Die Bildverarbeitung (engl. Computer Vision) stellt dabei ein eigenes Forschungsfeld dar, in dem zuletzt Neuronale Netze für einen signifikanten Innovationssprung gesorgt haben [80]. Die wichtigsten Aufgaben der Bildverarbeitungsalgorithmen im Fahrzeug sind:

- Spurerkennung [52]
- Verkehrszeichenerkennung [38]
- Objekterkennung [108]
- Erkennung des aktuell freien Fahrraums [99]

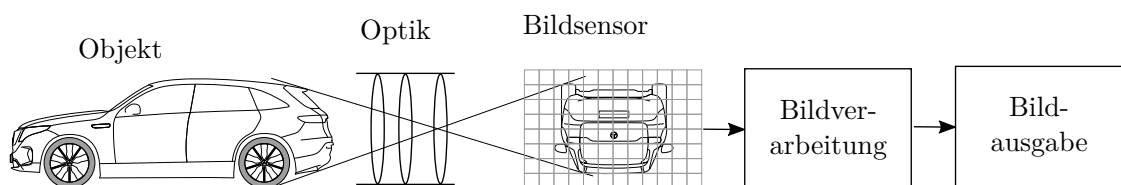


Abbildung 2.3.: Grundprinzip einer Kamera als Sensor für Fahrerassistenzsysteme [117]

2.2.4. Kartenmaterial

Im Bereich des autonomen Fahrens bzw. der Fahrerassistenzsysteme wird unter der „Karte“ ein digitales Abbild von stationären bzw. statischen Umgebungsmerkmalen verstanden. Im Rahmen verschiedener Forschungsbemühungen bzw. Forschungswettkämpfen enthielten die verwendeten Karten zum Beispiel die Position der Fahrspurmarkierungen, Parkplätze, Haltemarkierungen und Kreuzungshypothesen [117]. Die Karte ist im eigentlichen Sinne kein Sensor. Da diese allerdings relevante Informationen der Umwelt bereitstellt und in die Sensorfusion einfließt, wird sie in dieser Arbeit dennoch unter dem Aspekt „Sensoren“ näher erläutert. Mithilfe der bereits genannten Informationen ergeben sich folgende wesentliche Einsatzzwecke der Karte [117]:

- Erweiterungen des Sichtbereichs/Horizonts
- Stützen der Umfeldwahrnehmung/Kompensation von Sensorschwächen
- Stützen der satellitenbasierten Lokalisierung

Da es aufwendig ist, eine Karte zu erzeugen, wird aktuell an Verfahren zu „Simultaneous Localization And Mapping“ (SLAM) geforscht [19]. Dabei wird einerseits die Karte durch die wahrgenommenen Informationen der anderen Sensoren erzeugt bzw. verbessert und andererseits gleichzeitig die eigene Position innerhalb der Karte ermittelt. Somit ist es denkbar, die Karte durch große Fahrzeugflotten automatisiert zu erstellen und zu aktualisieren. Dennoch ist ein großes Problem noch nicht gelöst: Die Aktualität der Karte. Jeder Fehler in der Karte, ausgelöst durch Änderungen der Umwelt, kann zu falschen und damit zu gefährlichen Entscheidungen führen, da jede Karte grundsätzlich ein Abbild der Vergangenheit darstellt.

2.2.5. Vergleich zwischen Sensortypen hinsichtlich der Objekterkennung

Jeder Sensortyp verfügt, bedingt durch das jeweilige Messprinzip, über verschiedene Vor- und Nachteile [91]. Der elektromagnetische Frequenzbereich des Lichts erfährt durch Wettereinflüsse wie Regen, Nebel und Schnee eine starke Dämpfung. Der Radarsensor hingegen verwendet ein gegen eben diese Wettereinflüsse robusteres Frequenzspektrum und hat entsprechend einen spezifischen Vorteil bei der Erkennung von Objekten. In der Abstandsmessung zwischen Ego-Fahrzeug und Objekt zeigen sowohl Lidar als auch Radar eine gute Performance. Die (Mono)Kamera hingegen kann den Abstand nicht bzw. nur unter Zuhilfenahme aufwendiger Verfahren in vergleichsweise schlechter Qualität bestimmen. Dies ist im Verlust jeglicher Tiefeninformationen während der Abbildung der 3D-Welt auf die 2D-Bildebene begründet. Aus demselben Grund ist auch die Performance der Geschwindigkeitsmessung bei Kamerasensoren unzureichend.

Da die Lidarsensorik ebenfalls über keine direkte Geschwindigkeitsmessung verfügt, muss eine Differenzierung des Abstands verwendet werden. Damit ist die Geschwindigkeitsmessung des Lidars jedoch mit den Nachteilen einer Online-Differenzierung behaftet. Einzig der Radar kann die Geschwindigkeit durch Auswerten der Dopplerfrequenz mit hoher Güte bestimmen. Zur Bestimmung der genauen Objektposition ist neben der Abstandsmessung auch die Bestimmung des relativen Winkels zwischen Ego-Fahrzeug und Objekt notwendig. In dieser Kategorie ist der Radar den anderen Sensorsystemen unterlegen. Die Abtastung des Lidars ist aufgrund der starken Strahlfokussierung mit einem sehr genauen Winkel verbunden. Auch die Kamera ist nach

erfolgreicher Objekterkennung in der Lage, den relativen Winkel zum Objekt mit einer hohen Genauigkeit zu bestimmen.

Diese Diskussion zeigt, dass jeder Sensor in gewissen Bereichen Schwächen aufweist. Daher wird in heutigen Fahrzeugen meist eine Kombination aus mehreren Sensortypen eingesetzt, sodass dadurch die jeweiligen Stärken miteinander kombiniert und die Schwächen kompensiert werden. Dieser kombinatorische Schritt wird „Sensorfusion“ genannt und wird im nächsten Kapitel erläutert.

2.3. Sensorfusion

Steinberg et al. [109] definieren eine Sensorfusion als einen Verarbeitungsschritt zur Kombination von Daten oder Informationen, um den Zustand einer Entität zu bestimmen oder zu präzisieren. Im Rahmen von Fahrerassistenzsystemen wird für die allgemeine Entität typischerweise der Begriff „Objekt“ verwendet, unter dem Teilnehmer des Straßenverkehrs wie z.B. Fahrzeuge, Radfahrer und Fußgänger, aber auch relevante statische Objekte wie z.B. Spurmarkierungen oder der Bordstein, verstanden werden. Zu einer Fusion zählen üblicherweise Track-Schätzung, Objekt-Detektion und Objekt-Klassifikation. Die Detektion ermittelt im ersten Schritt, ob ein Objekt vorhanden ist. Im zweiten Schritt wird dem Objekt mittels einer Klassifikation ein Objekttyp (Fahrzeug, Fußgänger) zugeordnet. Aufgabe der Track-Schätzung ist dann die Bestimmung der Zustandsgrößen im regelungstechnischen Sinne. Für Fahrzeuge sind dies z.B. die Geschwindigkeit, Richtung, Position und Beschleunigungen.

Als Ziele der Objektfusion gelten [117]:

Redundanz

Da verschiedene Sensortypen die gleichen Informationen über ein Objekt bereitstellen (z.B. Objektabstand), kann durch Kombination dieser Informationen die Qualität der daraus resultierenden Informationen verbessert werden. Diese sogenannte Redundanz erhöht die Fehlertoleranz des Gesamtsystems dadurch, dass auch bei einem Ausfall einzelner Sensoren noch alle Informationen in ausreichender Güte bestimmt werden können.

Komplementarität

Komplementäre Informationen sind gegensätzliche Informationen, welche sich jedoch ergänzen, z.B. Quer- und Längsposition. Durch die Kombination unterschiedlicher Sensortypen mit komplementären Informationen kann ein verbessertes Abbild der Umgebung erreicht werden.

Zeitliche Aspekte

Die Akquisitionsgeschwindigkeit der Informationen durch die Sensoren kann unterschiedlich sein und ist zudem meist nicht synchron. Eine Fusion kann so durch Parallelverarbeitung von einzelnen Sensorinformationen zu unterschiedlichen Zeitpunkten das Abbild der Umgebung durch neue Informationen häufiger aktualisieren und somit die Akquisitionsgeschwindigkeit des Gesamtsystems erhöhen.

Fusionsansätze lassen sich anhand des Grades der Vorverarbeitung von Daten unterscheiden [117]. Bei der Fusion auf Rohdatenebene werden die Daten in der vollen Auflösung mit nur minimaler Vorverarbeitung in einer zentralen Architektur fusioniert. Somit kann der Ansatz auf

die vollständigen Informationen zugreifen, jedoch entstehen große Datenströme zwischen Sensoren und zentraler Einheit. Zudem gibt es eine hohe Abhängigkeit zwischen den Sensorcharakteristika und den Algorithmen in der zentralen Einheit.

Beschreibung	Typ	Fusionsebene	Bemerkung
Fusion von Rohdaten	Zentral	Rohdaten	<ul style="list-style-type: none"> - Minimaler Informationsverlust - Benötigt im Vergleich höchste Bandbreite zur Kommunikation zwischen Sensorbausteinen und zentralem Baustein - Optimal bei orthogonalen Sensoren
Fusion von Merkmalen	Zentral	Merkmale	<ul style="list-style-type: none"> - Benötigt eine geringere Kommunikationsbandbreite als bei Fusion auf Rohdatenebene - Informationsverlust aufgrund der Merkmalsextraktion - Bei nicht orthogonalen Sensoren können die Vorteile der Fusion auf Rohdatenebene nicht genutzt werden
Fusion von Zustandsvariablen und Diskriminierungsentscheidungen	Dezentral	Entscheidungsebene	<ul style="list-style-type: none"> - Informationsverlust aufgrund der Merkmalsextraktion - Optimale Objektdiskriminierung bei orthogonalen Sensoren - Optimale Track-Schätzung nur unter restriktiven Bedingungen - Abhängigkeit der in den Sensorbausteinen ermittelten Ergebnisse muss bei der Fusion berücksichtigt werden
Kombination von zentral und dezentral	Hybrid	Kombination aller Ebenen möglich	<ul style="list-style-type: none"> - Kombiniert die Eigenschaften der zentralen und dezentralen Architektur - Im Vergleich höhere Komplexität der Architektur

Tabelle 2.1.: Beschreibung verschiedener Fusionsarchitekturen nach Winner, Hakuli und Wolf [117]

Eine Fusion auf der Merkmalsebene verwendet hingegen bereits vom Sensor extrahierte Merkmale der Objekte. Dadurch wird die Kommunikationsbandbreite zwischen Sensoren und Zentraleinheit reduziert. Erkauft wird diese Reduktion durch einen Informationsverlust und mögliche Mehrdeutigkeiten, resultierend aus der Merkmalsextraktion aus den Rohdaten. Bei einer Fusion auf Entscheidungsebene empfiehlt jeder Sensor die Durchführung einer diskreten Fahrentscheidung. Die Fusion kombiniert anschließend die verschiedenen Empfehlungen zu einer finalen Entscheidung. Dadurch ist auch der Kommunikationsaufwand minimal, jedoch ist durch den extremen

Informationsverlust die Anwendbarkeit auf einfache Fahrerassistenzsysteme mit diskreten Entscheidungsmöglichkeiten (z.B. Notbremsassistent) limitiert. Eine Übersicht der verschiedenen Fusionsebenen mit einer Zusammenfassung der genannten Punkte ist in Tabelle 2.1 dargestellt.

Als Ergebnis stellt eine Fusion ein Umfeldmodell in einem definierten Format bereit. Als besonders praktikabel haben sich zwei Repräsentationen eines fusionierten Umfelds erwiesen [117]:

Objektbasierte Darstellung

In der objektbasierten Darstellung werden alle Objekte mittels eines Objekttyp-abhängigen Zustandsvektors beschrieben. Eine zentrale Liste, welche die Zustandsvektoren aller Objekte enthält, stellt somit das Umfeldmodell dar.

Rasterbasierte Darstellung

Rasterbasierte Konzepte unterteilen die Umgebung um das Ego-Fahrzeug mittels eines definierten Rasters/Gitters. Dadurch entsteht eine örtliche Diskretisierung der Fahrzeugumgebung. Jedes Gitter verfügt über Eigenschaften, welche in ihrer Summe die Umgebung beschreiben.

Eine detaillierte Diskussion der Vor- und Nachteile der Repräsentationsarten und deren Kombination in hybriden Darstellungen ist in [117] zu finden.

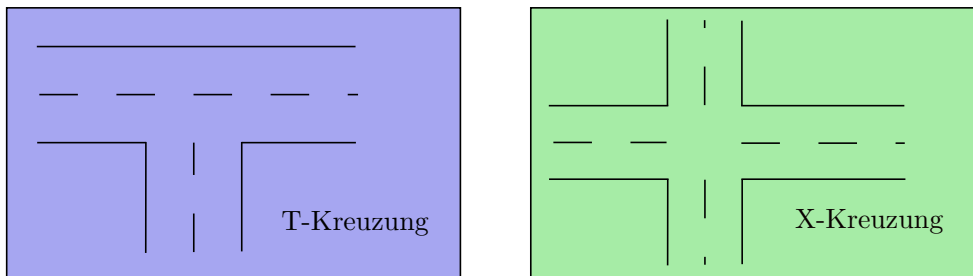
2.4. Definition einer Verkehrssituation

Da das folgende Kapitel die Anwendbarkeit der Verfahren auf verschiedene Verkehrssituationen diskutiert, wird vorab in diesem Kapitel eine eindeutige Begriffsdefinition eingeführt, wobei die Begriffe „Situationstopologie“, „Situationstopologiekategorie“ und „Verkehrssituation“ beschrieben werden.

Unter einer Verkehrssituation wird in dieser Arbeit eine Kombination aus Situationstopologie und Verkehrsteilnehmern verstanden. Die Situationstopologie beschreibt dabei die statischen Eigenschaften einer Verkehrssituation, wie Straßenverlauf, Spurmarkierung, Verkehrsregeln, Fahrtrichtung etc. Innerhalb einer Situationstopologie können sich beliebig viele Verkehrsteilnehmer mit ihren individuellen Zuständen befinden. Die Kombination aus allen Verkehrsteilnehmern innerhalb einer Situationstopologie beschreibt somit eine Verkehrssituation. Dies bedeutet, dass - basierend auf nur einer Situationstopologie - bereits unendlich viele Verkehrssituationen durch verschiedene Konstellationen von Verkehrsteilnehmern und deren Zuständen entstehen können.

Zudem sind Situationstopologien in einem historisch gewachsenen Straßennetz nahezu einzigartig. Dennoch ist das Verhalten von Fahrern zwischen ähnlichen Situationstopologien vergleichbar. Daher wird zusätzlich der Begriff der „Situationstopologiekategorie“ eingeführt, welcher eine Menge an Situationstopologien beschreibt, in denen das Verhalten von Fahrern vergleichbar ist. Beispielsweise stellt eine dreispurige Autobahn eine Situationstopologiekategorie dar, da das Verhalten von Verkehrsteilnehmern auf allen dreispurigen Autobahnen vergleichbar ist. In Abbildung 2.4 ist der Zusammenhang zwischen Situationstopologiekategorie, Situationstopologie und Verkehrssituationen anhand des Beispiels von T- und X-Kreuzungen innerhalb eines kleinen Wohngebiets in Sindelfingen dargestellt.

Situationstopologieklassen



Beispiele verschiedener Situationstopologien der beiden Situationstopologieklassen



Beispiele zweier Verkehrssituationen innerhalb einer Situationstopologie

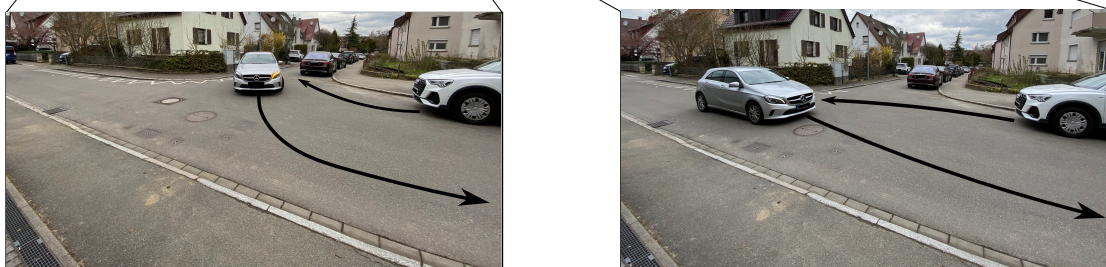


Abbildung 2.4.: Darstellung von Situationstopologieklassen, Situationstopologien und Verkehrssituationen anhand eines kleinen Wohngebiets in Sindelfingen ($48^{\circ}42'32.8N$ $8^{\circ}59'33.8E$)

2.5. Verhaltensvorhersage anderer Verkehrsteilnehmer

Die Verhaltensvorhersage anderer Verkehrsteilnehmer ist ein sehr aktives Forschungsfeld [70]. Ziel der meisten Verfahren ist es, das Verhalten der anderen Verkehrsteilnehmer möglichst akkurat und präzise zu approximieren. Diese Verfahren werden im Folgenden unter dem Begriff der „approximativen Verhaltensvorhersage“ diskutiert. Diese Diskussion zeigt jedoch, dass approximative Verhaltensvorhersagen typischerweise auf definierte Situationstopologieklassen spezialisiert sind oder Vorwissen über die zu prädizierenden Situationstopologieklassen benötigen. Dies gilt insbesondere für die Prädiktion von Fahrzeugen [122]. Für eine Problemstellung, welche in unendlich vielen Ausprägungen mit verschiedensten Objekttypen existiert, sind jegliche Einschränkungen der Anwendbarkeit als kritisch anzusehen. In einem historisch gewachsenen Straßennetz mit unzähligen unterschiedlichsten Kreuzungen, Kreisverkehren und Straßenverläufen erzeugt die Verwendung spezialisierter Verfahren eine überproportionale Lösungskomplexität, die in der Praxis nur schwer beherrschbar sein wird.

In Kapitel 2.5.5 wird daher eine Alternative zu den approximativen Verhaltensvorhersagen diskutiert. Diese Arbeiten basieren auf der sogenannten „overapproximated occupancy prediction“ und existieren sowohl für Fahrzeuge als auch für Fußgänger. Eine grundsätzliche Limitierung auf definierte Situationen besteht bei diesen Verfahren nicht, da die Vorhersagen eine Worst-Case Abschätzung der Bewegungsdynamik nutzen, um zu bestimmen, in welchen Räumen sich andere Objekte aufhalten könnten. Das Verhalten der Verkehrsteilnehmer wird lediglich mittels - auf Verkehrsregeln basierenden - Heuristiken integriert.

In Kapitel 2.5.6 wird abschließend aufgezeigt, dass ein Verfahren, welches das Verhalten der Verkehrsteilnehmer im Sinne eines Anschlussverfahrens prädiziert, das Potenzial hat, eine Anwendbarkeit auf alle Situationen zu erreichen und dabei gleichzeitig die Belegungsraumgröße im Vergleich zur „overapproximated occupancy prediction“ zu reduzieren.

2.5.1. Approximative Verhaltensvorhersage von Fahrzeugen

Im Folgenden wird aufgezeigt, dass die meisten approximativen Verhaltensvorhersagen nicht für die Anwendung in allen Situationstopologieklassen geeignet sind, weil

- eine Anpassung des Verfahrens an eine andere Situationstopologiekategorie nicht möglich ist,
- jede zu prädizierende Situationstopologiekategorie vorher betrachtet werden muss,
- nicht alle Bewegungsmöglichkeiten des Fahrzeugs abgebildet werden können und daher das Verhalten in einigen Situationstopologieklassen nicht dargestellt werden kann.

Anstatt die Verfahren im Einzelnen zu diskutieren, werden die Ursachen der genannten Limitierung in den verwendeten Eingangsdaten, den herangezogenen Methodiken und den verwendeten Ausgangsdaten aufgezeigt. Die daraus gewonnenen Erkenntnisse dienen später als Grundlage für die Konzeption des Verfahrens dieser Arbeit. Abschließend werden gesondert nochmals generische Verfahren betrachtet, um zu zeigen, dass auch diese Verfahren jede zu prädizierende Situationstopologiekategorie im Vorfeld betrachten müssen.

Einige Ansätze sind von der detaillierten Diskussion in diesem Kapitel ausgenommen, da sie das Problem der Verhaltensvorhersage sehr vereinfacht betrachten. Dazu gehören alle Ansätze, welche die Querdynamik des Fahrzeugs nicht berücksichtigen und lediglich die Längsdynamik betrachten [100, 42]. Zudem werden auch Ansätze ausgeschlossen, die das Fahrzeug ausschließlich entlang des Straßennetzes präzisieren [73, 8, 9, 6, 7], da dadurch sämtliche verkehrswidrige Manöver sowie Überholvorgänge über entgegengesetzte Fahrspuren vernachlässigt werden. Außerdem werden solche Ansätze nicht diskutiert, welche typische Manöver von der Prädiktion ausnehmen [33]. Auch Verhaltensvorhersagen über Modelle mit konstanter Fortbewegung des aktuellen Fahrzeugzustands, wie Schubert [107] sie untersucht, werden aufgrund der unzureichenden Abbildung des realen Verhaltens von Verkehrsteilnehmern nicht weiter betrachtet.

Verwendete Eingangsdaten

Welche Eingangsdaten autonomen Fahrzeugen heute zur Verfügung stehen, wurde bereits grundlegend im Kapitel „Sensoren und Sensorfusion“ diskutiert. Zusätzlich zum aktuellen Fahrzeugzustand benötigen einige Verfahren noch die historischen Bewegungsdaten eines zu präzisierenden Fahrzeugs [124, 126, 125]. Dies führt dazu, dass die Prädiktion eines Fahrzeugs, welches gerade erst von der Sensorik erfasst wurde, nicht bzw. nicht in voller Güte möglich ist. Jedoch treten im Straßenverkehr durchaus Situationen auf, in denen ein neu erfasstes Fahrzeug bereits in der Planung des Ego-Fahrzeugs berücksichtigt werden muss, beispielsweise dann, wenn ein Fahrzeug aus einer verdeckten Straße auf die Fahrbahn des Ego-Fahrzeugs abbiegt. Das bedeutet, dass Verfahren, welche zuerst historische Bewegungsdaten sammeln müssen, nicht ohne Einschränkung in allen Situationstopologieklassen angewendet werden können.

Die stärkste Einschränkung hinsichtlich der Eingangsdaten entsteht durch Verfahren, die das typische Verhalten von Fahrzeugen in der entsprechenden Situationstopologie zur Prädiktion benötigen. Käfer et al. [49] leiten beispielsweise aus einer Motion Database das zukünftige Verhalten eines Fahrzeugs ab. Lefèvre et al. [69] benötigen zur Prädiktion Beispielpfade, welche das typische Verhalten in der jeweiligen Situationstopologie darstellen. Der Bedarf an solchem situationspezifischen Vorwissen als Eingangsgröße für das Verfahren führt offenkundig zu einer Limitierung auf vorher betrachtete Situationstopologieklassen.

Verwendete Methodik

Eine einfache Methode zur Vorhersage des Verhaltens sind regelbasierte Ansätze. Bei diesen Verfahren wird das Verhalten anhand von im Voraus definierten Regeln vorhergesagt. Typischerweise folgen diese Ansätze der Wenn-Dann-Logik. Ferguson et al. [32] beispielsweise verwenden die Regel, dass Fahrzeuge an Kreuzungen ihre Geschwindigkeit vor der Stopplinie reduzieren, wohingegen auf Parkplätzen eine Prädiktion auf Basis konstant angenommener Längs- und Querdynamikgrößen berechnet wird. Kim et al. [57] bewerten mittels einer quadratischen Fehlerfunktion, ob die Bewegung eines Fahrzeuges zu einer bestimmten Fahrspur passt. Anhand eines Schwellwerts wird entschieden, welches die Zielfahrbahn des betrachteten Fahrzeugs ist. Die Verwendung solcher Regelsätze ermöglicht es, ohne größeren Entwicklungs- und Rechenaufwand, das Verhalten von Verkehrsteilnehmern vorherzusagen. Jedoch bilden diese Regeln das typische Verhalten stets innerhalb nur einer Situationstopologiekategorie ab.

Datengetriebene Ansätze haben die regelbasierten Verfahren heute nahezu abgelöst und stellen somit die aktuell übliche Vorgehensweise in der Verhaltensvorhersage dar. Neben den klassischen maschinellen Lernverfahren wie Support Vector Machine [123], Hidden Markov Model [25], Markov Decision Process [36], Bayes-Netze [69, 106, 35, 12] und Gaussian Mixture Model (GMM) [72] werden immer häufiger auch Ansätze aus dem Bereich des Deep Learnings verwendet. Allen voran sind hier Neuronale Netze in Form von Feedforward Neural Networks [71, 121] oder verschiedene Architekturen von Recurrent Neural Networks [26, 126, 125, 56, 84, 55] zu nennen. Das Spektrum der verwendeten datengetriebenen Ansätze reicht dabei von einfachen Optimierungen zur Bestimmung von Parametern für bestimmte Situationen [37] bis hin zu modernen Lernverfahren [66], welche erst in den letzten Jahren entwickelt wurden. Verallgemeinert lernen alle datengetriebenen Verfahren die Verhaltensmuster von Fahrern anhand von aufgenommenen Daten und können dadurch eine realistische Prädiktion beobachteter Fahrzeuge durchführen. Insbesondere ermöglicht dieses Vorgehen, das Verhalten über lange Zeiträume und mit hoher Genauigkeit vorherzusagen.

Obwohl versucht wird, eine möglichst starke Verallgemeinerung der Vorhersage aus dem beobachteten Verhalten zu erreichen, sind nahezu alle bisherigen datengetriebenen Ansätze auf eine Situationstopologiekategorie limitiert. Dies ist nachvollziehbar, da sich die Verhaltensmuster von Fahrern zwischen verschiedenen Situationstopologieklassen stark unterscheiden. Die später noch im Detail diskutierten generischen Verfahren führen Maßnahmen ein, um mittels verschiedener Submodule mehrere Situationstopologieklassen zu beherrschen [72, 59]. Unabhängig davon, ob ein generisches Verfahren oder viele einzelne Verfahren verwendet werden, um gleichzeitig mehrere Situationstopologieklassen zu beherrschen, müssen für alle zu prädizierenden Situationstopologieklassen Trainingsdatensätze bereitstehen. Die Erzeugung dieser Trainingsdatensätze kann jedoch nur durch die explizite Betrachtung von Situationstopologieklassen erreicht werden.

Verwendete Beschreibungsformen des zukünftigen Verhaltens

Eine sehr verbreitete Vorgehensweise in der Verhaltensvorhersage ist die Abstraktion von Bewegungen mittels Manövern. Unter einem Manöver wird im Kontext der Verhaltensvorhersage die Repräsentation einer Klasse ähnlicher Bewegungen eines zu prädizierenden Fahrzeugs verstanden, z.B. ein Spurwechsel auf einer Autobahn. Manöver werden einerseits als Ergebnis der Verhaltensvorhersage verwendet [68, 55, 88, 124, 13, 27, 116], dienen jedoch andererseits auch zur internen Abstraktion, um mittels weiterer Verfahren das eigentliche Ergebnis der Verhaltensvorhersage zu berechnen [106, 35, 25, 12, 24]. In beiden Fällen soll durch die Verwendung von Manövern die Komplexität reduziert werden, da die Ergebnismenge der zukünftigen Bewegungsmöglichkeiten durch das Zusammenfassen in Manöverklassen deutlich reduziert wird. Beispielsweise verwenden Phillips et al. [88] für die Verhaltensvorhersage an einer Kreuzung nur eine Manövermenge mit drei Elementen: {links, rechts, geradeaus}. Liebner et al. [73] betrachten zudem auch die Längsdynamik an Kreuzungen, womit sie in ihrem Ansatz die vier Manöver {Stop an Haltelinie, rechts, rechts mit Stop bei Fußgängerübergang, geradeaus} benötigen. Zyner et al. hingegen wählen die Manöver nicht aus Fahrersicht, sondern aus den Himmelsrichtungen der zugehörigen Kreuzungsstraßen und beschreiben mit 6 Manövern alle Abbiegevorgänge.

Letztendlich führt jedoch eine Erhöhung der Komplexität der Situationstopologie auch zu einer Vergrößerung der Ergebnismenge an zu betrachtenden Manövern. Khosroshahi et al. [55] zum Beispiel benötigen zur Prädiktion einer mehrspurigen Kreuzung bereits 12 verschiedene Abbiegemanöver,

ohne dabei die Längsdynamik zu berücksichtigen. Erweitert auf andere Situationen ergeben sich zudem noch zahlreiche andere Manöver. Für Kreisverkehre zum Beispiel verwenden Zhao et al. [123] und Sun et al. [110] die Manöver {Kreisverkehr verlassen, Kreisverkehr bleiben}, welche wiederum vollständig unterschiedlich zu den Manövern {einscheren lassen, nicht einscheren lassen} von Dong et al. [27] zur Prädiktion des Verhaltens an einer Autobahnauffahrt sind. Diese wenigen Beispiele zeigen bereits, dass die vollständige Definition aller typischen Bewegungen von Fahrzeugen mittels Manövern nur durch explizite Betrachtung aller Situationstopologieklassen möglich ist.

Eine weitere sehr verbreitete Methode zur Beschreibung des zukünftigen Verhaltens ist die genaue Definition der Aufenthaltsorte in Form einer sogenannten Trajektorie. Diese Trajektorie beschreibt die Position des Fahrzeugs zu diskreten Zeitpunkten innerhalb eines definierten Zeitintervalls. Bei der Beschreibung mittels Trajektorien muss beachtet werden, dass Situationstopologieklassen auftreten können, in denen das Verhalten nicht eindeutig ist. Zum Beispiel kann weder Rechts- noch Linksabbiegen eindeutig prädiziert werden, wenn ein Fahrzeug ohne jegliche Richtungstendenzen auf eine T-Kreuzung zufährt. In diesen mehrdeutigen Situationen wird eine multimodale Beschreibungsform des zukünftigen Verhaltens benötigt, um alle relevanten Möglichkeiten abzubilden. Dies wird in den entsprechenden Verfahren [32, 49, 69, 121, 84, 68, 49] durch die Prädiktion mehrerer Trajektorien erreicht.

Entsprechend können Verfahren, welche nur eine Trajektorie berechnen, [56, 35] keine Mehrdeutigkeiten abbilden und sind damit nicht als situationsübergreifende Beschreibungsform geeignet. Die Bestimmung der Anzahl an Trajektorien, die mindestens notwendig sind, um alle Mehrdeutigkeiten in jeder Situationstopologiekategorie abzubilden, ist jedoch nur möglich, wenn alle Situationstopologieklassen im Voraus betrachtet würden. Damit sind Trajektorien als situationsübergreifende Beschreibungsform des zukünftigen Verhaltens ungeeignet. Mit einer wachsenden Anzahl an Trajektorien sinkt jedoch das Risiko, dass eine Situationstopologie auftritt, in der nicht alle Mehrdeutigkeiten abgebildet werden können. Somit überwiegt der Fehler des Prädiktionsverfahrens gegenüber dem Fehler, der aus der unzureichenden Beschreibungsform resultiert. Daher wird eine multimodale Beschreibungsform anhand mehrerer Trajektorien trotz des konzeptuellen Nachteils als geeignet angesehen.

Aufwendigere Verfahren sind in der Lage, das zukünftige Verhalten von Fahrzeugen durch Aufenthaltswahrscheinlichkeiten zu beschreiben [56, 36, 72, 125, 26, 24]. Diese Aufenthaltswahrscheinlichkeiten quantifizieren die Wahrscheinlichkeit, dass sich ein Fahrzeug an einem definierten Ort befinden wird. Durch die probabilistische Beschreibung können im allgemeinen Fall sowohl Mehrdeutigkeiten als auch beliebige Bewegungen des Fahrzeugs beschrieben werden. Damit ist die Berechnung von Aufenthaltswahrscheinlichkeiten eine geeignete Beschreibungsform für die Verhaltensvorhersage in allen Situationstopologieklassen. Dies gilt jedoch nur, solange die gewählte mathematische Beschreibungsform der Aufenthaltswahrscheinlichkeiten keinerlei Einschränkungen nach sich zieht.

Einige Verfahren [56, 36] beispielsweise diskretisieren mögliche Aufenthaltsorte in einer Belegungskarte und bewerten dann die Aufenthaltswahrscheinlichkeiten einer jeden Zelle der Belegungskarte. Dabei muss jedoch sichergestellt werden, dass die Belegungskarte alle fahrdynamisch erreichbaren Orte enthält und eine ausreichend genaue Diskretisierung aufweist. Ist dies nicht der Fall, könnten Situationstopologieklassen auftreten, bei denen sich ein Fahrzeug an einem nicht mehr abbildbaren

Ort aufhalten könnte. Damit wäre die Beschreibungsform nicht mehr geeignet. Eine mathematische Beschreibungsform, welche die genannten Anforderungen erfüllt, wäre zum Beispiel eine multimodale Verteilung, abgeleitet aus einer Kombination von Gaußverteilungen, wie sie Deo et al. verwenden [24, 26].

Neben diesen sehr verbreiteten Beschreibungsarten gibt es noch weitere Verfahren, welche alternative Beschreibungsmethoden verwenden. Dabei muss individuell die Anwendbarkeit hinsichtlich aller Situationstopologieklassen geprüft werden. Ein Beispiel dafür ist die Arbeit von Lenz et al. [71], welche durch die Quantifizierung des zukünftige Verhaltens mittels Dichtefunktionen von Fahrdynamikgrößen eine situationsübergreifende Beschreibungsform verwenden.

2.5.2. Generische Verfahren

Im Folgenden werden Verfahren diskutiert, welche zur Anwendung in mehreren Situationstopologieklassen entwickelt wurden. Dabei wird aufgezeigt werden, dass auch diese Verfahren Vorwissen über die aktuell zu prädzierenden Situationstopologieklassen integrieren und somit wiederum jede Situationstopologiekategorie vorher explizit betrachtet werden muss.

Li et al. [72] verwenden im ersten Schritt ein Layered Hidden Markov Model, um die Wahrscheinlichkeit verschiedener Situationstopologieklassen zu berechnen. Anschließend werden dann unter anderem diese Wahrscheinlichkeitsverteilungen verwendet, um mittels eines Gaussian Mixture Modells das zukünftige Verhalten zu prädzieren. Da einerseits für jede Situationstopologiekategorie ein eigenes Hidden Markov Modell in der Situationserkennung benötigt wird und andererseits das Gaussian Mixture Modell über alle zu prädzierenden Situationstopologieklassen hinweg trainiert werden muss, ist das Verfahren von Li et al. nicht ohne vorherige Betrachtung der zu prädzierenden Situationstopologieklassen anwendbar.

Hu et al. [46] beschreiben in ihrer ersten Arbeit die Bewegungsmöglichkeiten eines Fahrzeugs nicht in Form von Manövern, sondern anhand situationsabhängiger Zielzonen. Das Verfahren berechnet für jedes Fahrzeug ein 2D-Gaußsches Mixmodell über die Positionen und die Ankunftszeiten in der jeweiligen Zielzone. Hu et al. erweitern das Verfahren [45] um eine zusätzliche Conditional Variational Autoencoder Struktur, um mögliche Trajektorien auf Basis der Ergebnisse der jeweiligen Zielzone zu bestimmen. In einer weiteren Arbeit [44] wird die Conditional Variational Autoencoder Struktur erneut verwendet, um multimodale probabilistische Prädiktionen durchzuführen. Anstelle von Zielzonen wird nun die Wahrscheinlichkeit der Fahrabsichten (Intentions) vorab bestimmt.

In [43] kombinieren Hu et al. datengetriebene Ansätze mit Verfahren aus der Trajektorienplanung. Damit soll die Prädiktionsqualität von Verhaltensweisen, die nicht in den Trainingsdaten enthalten sind, verbessert werden, bzw. die Vorhersage an eine andere Situationstopologie der gleichen Situationstopologiekategorie angepasst werden. Bei allen vier Verfahren wird eine Anwendbarkeit auf alle Situationstopologieklassen ohne vorhergehende Betrachtung der zu prädzierenden Situationstopologiekategorie nicht erreicht. Dies liegt einerseits an der Verwendung von diskreten Fahrentscheidungen in Form von Zielzonen oder Fahrabsichten (Intentions), da diese diskreten Fahrentscheidungen der gleichen Problematik wie Manöver unterliegen: Jede Situationstopologiekategorie muss vorab betrachtet werden, um alle notwendigen Zielzonen bzw. Fahrerabsichten zu definieren. Andererseits basieren alle Arbeiten vollständig oder teilweise auf datengetriebenen Ansätzen, welche wiederum Trainingsdaten der zu betrachtenden Situationstopologieklassen benötigen.

Klingelschmitt verwendet statistische Methoden, um die Herausforderungen der Manöver-Klassifikation hinsichtlich verschiedener Situationstopologien zu lösen. In [58] führt er ein Verfahren ein, welches die gegenseitige Interaktion nachgelagert berücksichtigt. Dadurch reduziert sich die Komplexität der einzelnen Klassifikatoren und deren Wiederverwendbarkeit in anderen Situationstopologieklassen wird erhöht.

In der zweiten Arbeit versucht Klingelschmitt [59] die Flexibilität hinsichtlich Situationstopologieklassen weiter zu erhöhen. Dazu verwendet er die Technik des „pairwise probability coupling“, basierend auf binären Klassifikatoren, wodurch selbstständig entschieden werden kann, welche Manöver in der aktuellen Situation ausgeführt werden können. Obwohl Klingelschmitt et al. versuchen, ein möglichst generisches Verfahren zu implementieren, wird Vorwissen auf zwei Arten berücksichtigt. Einerseits müssen die Klassifikatoren trainiert werden, wodurch sich die bereits diskutierten Probleme datengetriebener Ansätze ergeben und andererseits ist die Beschreibung des Verhaltens mittels Manövern nicht geeignet, um das Verhalten aller Situationstopologieklassen abzubilden.

Die Verfahren von Eidehall et al. und Boradhurst et al. [21, 29, 28] verwenden Monte Carlo Simulationen, um das zukünftige Verhalten anderer Verkehrsteilnehmer vorherzusagen. Dabei werden folgende Ergebnisse berechnet: Die gesamte Kollisionswahrscheinlichkeit einer Verkehrsszene, das sinnvollste Verhalten hinsichtlich der Verkehrssicherheit und die Kollisionswahrscheinlichkeit an jedem Aufenthaltsort. Die Monte Carlo Simulation wird mit der Verteilung der Eingangsdaten in einem Bewegungsmodell (Steuervektor) durchgeführt, da der Steuervektor in Kombination mit einem Fahrzeugmodell den Bewegungsverlauf des Fahrzeugs beschreibt. Die Verteilungsfunktion des Steuervektors wird unter anderem anhand einer Zielfunktion bestimmt und berücksichtigt, dass jeder Fahrer einem definierten Pfad möglichst komfortabel folgen möchte, um sein Fahrziel zu erreichen.

Eidehall et al. [29, 28] erweitern Boradhursts et al. [21] erste Version insofern, dass bei der Berechnung der Verteilung des Steuervektors ein kollisionsvermeidendes Verhalten aller Fahrer angenommen wird. Zudem wurde die Sichtbarkeit der Objekte in Abhängigkeit vom Aufenthaltsbereich eines betrachteten Fahrzeugs integriert. Die Verfahren sind durch die Abtastung aller Steuervektoren sehr flexibel hinsichtlich der anwendbaren Situationstopologieklassen. Jedoch muss ein definierter Pfad vorgegeben werden, welcher die Fahrerabsicht beschreibt. In den Arbeiten wird allerdings keine Lösung zur Bestimmung dieses Pfads bereitgestellt. Daher muss davon ausgegangen werden, dass dieser Pfad jeweils durch die Betrachtung der zu prädizierenden Situationstopologieklassen definiert werden muss.

2.5.3. Approximative Verhaltensvorhersage von Fußgängern

Fußgänger können im Vergleich zum Fahrzeug nur sehr kurze Strecken zurücklegen, stellen jedoch aufgrund ihrer hohen Bewegungsdynamik eine Herausforderung für Prädiktionsverfahren dar. Genau wie bei der Vorhersage von Fahrzeugen gibt es einige Verfahren, die auf eine Situation (z.B. Straßenüberqueren) limitiert sind. Diese Limitierung ist jedoch eher der Bedeutung dieser Situation geschuldet als einer grundlegenden Limitierung der meisten Verfahren hinsichtlich definierter Situationen. Vorhersageansätze für Fußgänger sind im Allgemeinen deutlich flexibler hinsichtlich ihrer Anwendbarkeit auf mehrere Situationstopologieklassen als dies bei der Verhaltensvorhersage

von Fahrzeugen der Fall ist. Jedoch benötigen auch generische Verfahren für Fußgänger Vorwissen über die zu präzisierenden Situationen in Form von Zielen oder semantischen Karten wie die folgende Diskussion zeigt.

Analog zur Diskussion der approximativen Verhaltensvorhersagen von Fahrzeugen werden sehr einfache Verfahren, welche nur über kurze Vorhersagezeiträume anwendbar sind, vernachlässigt. Dazu zählen bei Fußgängern vornehmlich Verfahren, die einerseits die Bewegung als konstant annehmen [104] und andererseits klassische Filteransätze, wie den Bayes Filter [103].

Vorhersagen hinsichtlich des Überquerens einer Straße durch einen Fußgänger sind eine der relevantesten Problemstellungen in der Literatur. Je nach Verfahren wird im einfachsten Fall nur die Entscheidung „überqueren/ nicht überqueren“ vorhergesagt [39] oder bei aufwendigeren Verfahren beispielsweise die zukünftige Trajektorie [60, 53]. Auch die verwendeten Methoden zur Lösung dieser Problemstellung sind vielfältig. Untersucht wurden beispielsweise dynamische Bayessche Netze [60], Gauß-Prozesse [53] und ein probabilistisches Trajektorien Matching Verfahren [53]. Ein weiterer Unterschied liegt in den verwendeten Eingangsdaten, wobei eine Mehrheit der Verfahren direkt das Kamerabild verwendet. Als spezialisierte Lösung für eine Situation können diese Verfahren jedoch offenkundig nicht in anderen Situationstopologieklassen verwendet werden.

Auch im Bereich der Fußgängervorhersage sind in den letzten Jahren datengetriebene Verfahren zunehmend relevanter geworden. Ähnlich zu der Vorhersage von Fahrzeugen werden sowohl klassische Verfahren wie der Markov Decision Process (MDP) [51] als auch moderne Methoden wie Social LSTM (long short-term memory) [1] eingesetzt. Jedoch entsteht auch bei der Prädiktion von Fußgängern durch datengetriebene Ansätze eine Limitierung hinsichtlich der Anwendbarkeit, da diese Verfahren über verschiedene Situationstopologieklassen nicht generalisieren. Zudem bleibt auch das bereits bei der Fahrzeugprädiktion erläuterte Problem weiterhin bestehen, dass Trainingsdaten nur durch Betrachtung einer jeden Situationstopologiekategorie erzeugt werden können.

Ein interessantes Vorgehen, das auch zu einer hohen Flexibilität hinsichtlich der Situationstopologieklassen führt, ist die Vorgabe von Zielorten für einen Fußgänger. Bereits frühe modellbasierte Verfahren wie das Social Force Modell [40] berücksichtigten mögliche Zielorte von Fußgängern, um das Verhalten vorherzusagen. Im Verlauf der weiteren Forschung wurden immer wieder Zielorte eingesetzt - sowohl in modellbasierten Ansätzen [40, 85, 86, 113, 120] als auch in datengetriebenen Verfahren [51]. Allerdings werden diese Zielorte bei den genannten Verfahren als bekannt angenommen. Damit wird durch die Verwendung von Zielorten zwar erlaubt, das Verfahren auf mehrere Situationstopologieklassen anzuwenden, jedoch müssen die Zielorte situationstopologiespezifisch festgelegt werden.

Um das im vorherigen Abschnitt diskutierte Problem der benötigten Zielorte zu beherrschen, gibt es einige wenige Verfahren, welche Zielorte selbständig bestimmen können. Einerseits ist dies mittels datengetriebener Modelle aus Bildern [93] möglich, wodurch jedoch die bereits mehrfach diskutierte Abhängigkeit zwischen Trainingsdaten und anwendbaren Situationstopologieklassen entsteht. Eine andere Möglichkeit ist die Ableitung aus einer Karte der Umgebung. Dazu werden einerseits Kosten-Karten [114] verwendet, welche den Aufwand eines Fußgängers berücksichtigen, einen bestimmten Ort zu erreichen und andererseits semantische Karten [92, 96, 119], welche umfassende Informationen über die Umgebung bereitstellen.

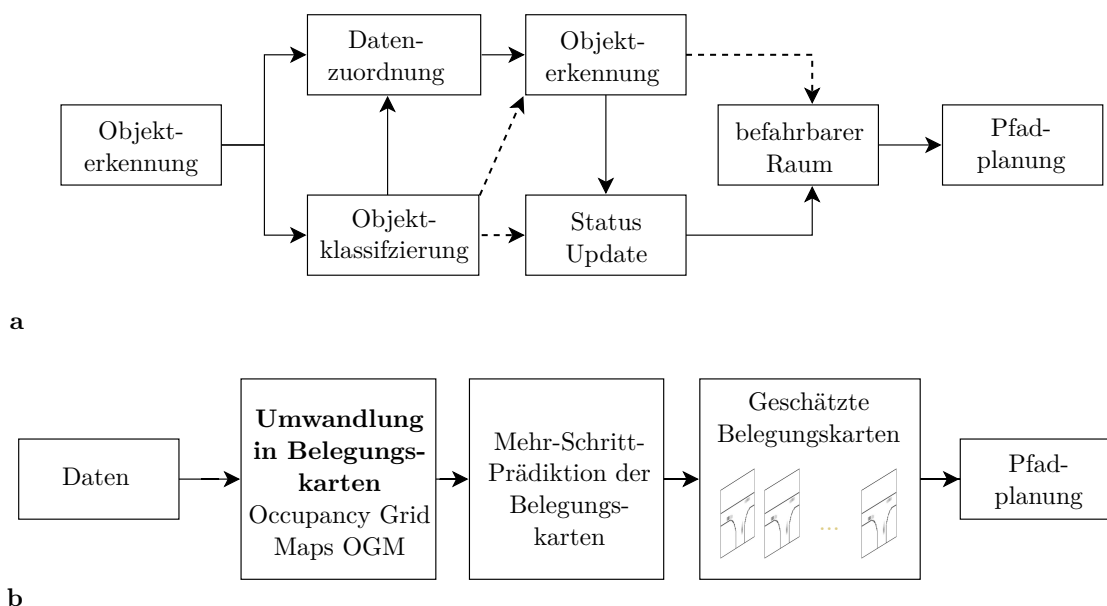


Abbildung 2.5.: Exemplarisches Beispiel für den Unterschied zwischen klassischen Vorhersageansätzen **a** und neuen Prädiktionsverfahren **b**, die direkt auf Basis von Belegungskarten (Occupancy Grid Maps) das Verhalten vorhersagen [82]

2.5.4. Approximative Verhaltensvorhersage mehrerer Objekttypen

Einige Prädiktionsverfahren lösen durch ein neuartiges Vorgehen basierend auf Rekurrenten Neuronalen Netzen [82, 41, 105] die in Abbildung 2.5 (a) dargestellte Systemarchitektur auf. Dafür wird das Verhalten von Verkehrsteilnehmern direkt auf Basis von Belegungskarten (Occupancy Grid Maps) vorhergesagt. Exemplarisch ist die resultierende Architektur in Abbildung 2.5 (b) dargestellt. Die Leistungsfähigkeit dieser Verfahren ist durchaus beachtlich, insbesondere da mehrere Verkehrsteilnehmer unterschiedlichen Objekttyps auf einmal prädiziert werden. Zudem entfallen Aufwendungen in anderen Verarbeitungsschritten, wie z.B. der Objektklassifikation. Jedoch ist auch bei diesen Verfahren die Übertragbarkeit auf andere Situationen bzw. Situationstopologieklassen durch die datengetriebene Vorgehensweise eingeschränkt.

2.5.5. Overapproximated Occupancy Prediction

Verfahren, die auf der „overapproximated occupancy prediction“ basieren, werden in dieser Arbeit als Alternative zu den approximativen Verhaltensvorhersagen diskutiert, da diese in anderer Art und Weise mit der tatsächlich vorhandenen Unschärfe der Prognose des zukünftigen Verhaltens anderer Verkehrsteilnehmer umgehen. Anstatt das Verhalten bestmöglich zu erkennen und vorherzusagen, wie es die approximativen Verhaltensvorhersagen versuchen, ist bei der „overapproximated occupancy prediction“ der physikalisch mögliche Belegungsraum der anderen Verkehrsteilnehmer maßgeblich. Die folgende Diskussion zeigt auf, wie ein hohes Maß an Sicherheit und Anwendbarkeit auf alle Situationstopologien sichergestellt werden kann, weist aber auch darauf hin, dass die resultierenden Belegungsräume sehr viel Raum einnehmen.

Die „overapproximated occupancy prediction“ zur Vorhersage der Belegungsräume anderer Fahrzeuge wurde von Althoff et al. eingeführt [3, 2]. Dabei werden die Belegungsräume anhand physikalischer Gleichungen mittels eines mengenbasierten (set-based) Verfahrens leicht überschätzt (über-approximiert/overapproximated) berechnet. Das Fahrerverhalten wird nicht betrachtet, sondern lediglich über grundlegende Annahmen, wie beispielsweise „Fahrer verlassen die Fahrbahn nicht“ berücksichtigt. Als Eingangsdaten in das Bewegungsmodell werden die physikalischen Limitierungen der Längs- und Querdynamik in Kombination mit plausiblen Heuristiken verwendet. Dazu zählt beispielsweise, dass zur Abbildung der limitierten Motorleistung die Längsbeschleunigung invers proportional zur Geschwindigkeit angenommen wird. Der Vorteil dieser extrem sicherheitsbewussten Abschätzung ist die Gewährleistung der Kollisionsfreiheit, solange die Belegungsräume durch das Ego-Fahrzeug vermieden werden.

Allerdings führt die Betrachtung der maximalen Änderungen bzgl. der Längs- und Querrichtung offenkundig zu sehr großen Belegungsräumen. In den folgenden Weiterentwicklungen [5, 62] wird daher vor allem die Anwendbarkeit hinsichtlich verschiedener Situationstopologien verbessert. Zwar sind die physikalischen Grundgleichungen für alle Verkehrssituationen gültig, jedoch kann erst mit der Berücksichtigung der sogenannten Lanelets¹ [14] der Belegungsraum an beliebige Straßenverläufe angepasst und somit auf Basis der genannten Anforderungen bestmöglich verkleinert werden. Schlussendlich kann unter der Voraussetzung, dass Lanelets jede beliebige Situationstopologie abbilden können, die „overapproximated occupancy prediction“ jede beliebige Situationstopologie berücksichtigen. Bei der „overapproximated occupancy prediction“ von Fußgängern [63] ist die Vorgehensweise im Grunde analog. Ein mengenbasiertes Verfahren überapproximiert die grundlegenden physikalischen Modelle und Lanelets werden eingesetzt, um ein eigenes Straßennetzwerk für Fußgänger zu definieren.

Neben Annahmen über das Verhalten im Zusammenhang mit dem Straßennetz kommen besonders in den neueren Arbeiten [62, 61, 63] immer mehr Annahmen hinzu, die davon ausgehen, dass sich die zu prädzierenden Verkehrsteilnehmer an die gültigen Verkehrsregeln halten. So wird beispielsweise in [62] davon ausgegangen, dass kein Fahrzeug in den Sicherheitsabstand des Ego-Fahrzeugs einschert. Diese und ähnliche Annahmen dienen offenkundig dazu, die Größe der Belegungsräume zu reduzieren. Jedoch kann die Sicherheit einer geplanten Ego-Trajektorie im Realverkehr dadurch nicht mehr zwingend gewährleistet werden, da es in der Realität zu einer Verletzung dieser Annahme kommen kann.

2.5.6. Zusammenfassung und Forschungslücken

Approximative Verhaltensvorhersagen können das Verhalten von Verkehrsteilnehmern mit hoher Güte über lange Prädiktionszeiträume hinweg vorhersagen. Jedoch sind alle diskutierten Verfahren für Fahrzeuge auf zuvor betrachtete Situationstopologieklassen limitiert und durch die hauptsächliche Verwendung datengetriebener Methodiken ist eine Übertragung auf andere Situationen ohne Generierung geeigneter Trainingsdatensätze nicht möglich. Prädiktionsverfahren für Fußgänger hingegen weisen eine höhere Flexibilität hinsichtlich der Situationstopologieklassen auf. Zwar sind einige Verfahren auch auf eine einzelne Situation limitiert, jedoch ist die Anwendbarkeit der meisten Verfahren deutlich flexibler gestaltet als bei der Prädiktion von Fahrzeugen. Trotzdem

¹Lanelets sind im weitesten Sinne eine Datenstruktur zur Beschreibung des Straßenverlaufs als hoch-genaue Karte für ein autonomes Fahrzeug.

wird auch hier situationsspezifisches Vorwissen in Form von Zielorten oder einer semantischen Karte der Umgebung benötigt. In einem begrenzten Gebiet - wie es für den Einsatz autonomer Taxi-Flotten in den nächsten Jahren geplant ist - lässt sich dies noch beherrschen. Alle relevanten Situationstopologieklassen können im Voraus explizit betrachtet werden. Zudem kann sichergestellt werden, dass das Verhalten in jeder Situationstopologie in ausreichender Güte durch das Verfahren der zugehörigen Situationstopologieklasse abgebildet werden kann. Auch die Limitierung der Anwendung auf der Autobahn resultiert aus der stark eingeschränkten Variabilität der Situationstopologie einer beherrschbaren Menge an Situationstopologieklassen.

Dieses Vorgehen stößt jedoch an seine Grenzen, wenn es um die Realisierung des flächendeckenden autonomen Fahrens geht. Besonders in einem historisch gewachsenen Straßennetz treten immer wieder Situationstopologien auf, die als untypisch bezeichnet werden können. In Abbildung 2.6 sind zwei Situationstopologien dargestellt, welche sich im Großraum Stuttgart befinden. Da zur Prädiktion solcher Situationstopologien keine repräsentative Situationstopologieklasse gefunden werden kann, ist es notwendig, die Verfahren eigens an diese Situationstopologien anzupassen bzw. das notwendige Vorwissen mittels expliziter Betrachtung zu generieren. Die genaue Anzahl solcher „untypischen“ Situationen ist nicht bekannt und hängt sicherlich von der Generalisierbarkeit der verwendeten Verfahren ab. Jedoch muss mit einem signifikanten Aufwand gerechnet werden, um die Verfahren anzupassen. Zudem kann ohne umfangreichen Aufwand die Vorhersage nicht bzgl. aller Situationstopologien im gesamten Straßennetz validiert werden. Dadurch besteht das grundsätzliche Risiko, dass das Verhalten der Verkehrsteilnehmer aufgrund einer zu großen Abweichung zwischen Situationstopologie und zugehöriger Situationstopologieklasse unzureichend abgebildet wird.

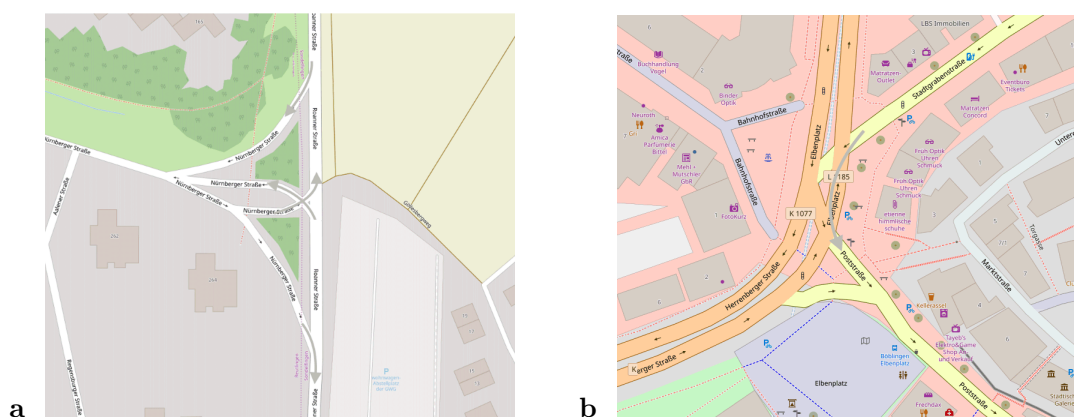


Abbildung 2.6.: Beispiele für untypische Situationstopologien im Großraum Stuttgart: **a** in Reutlingen und **b** in Böblingen

Verfahren basierend auf „overapproximated occupancy prediction“ stellen zu den approximativen Verhaltensvorhersagen eine interessante Alternative dar. Durch die Nutzung der physikalischen Bewegungsdynamik sind die Verfahren in der Lage, alle möglichen Aufenthaltsorte von Fußgängern und Fahrzeugen in jeder Situation zu bestimmen. Anhand von Kartendaten und auf Verkehrsregeln basierenden Verhaltensannahmen wird der mögliche Aufenthaltsraum der Objekte eingeschränkt. Neben der Übertragbarkeit auf verschiedene Objektklassen ist ein signifikanter Vorteil der Verfahren, dass die Realbewegung des Objekts in den berechneten Aufenthaltsräumen

enthalten ist, solange die gewählten Annahmen Bestand haben. Als Konsequenz daraus entstehen jedoch große Belegungsräume, welche letztendlich den Raum zur Navigation des Ego-Fahrzeugs bei dichterem Verkehr einschränken.

Die möglichst exakte und präzise Vorhersage des Objektverhaltens mittels approximativer Verhaltensvorhersagen ist ein herausforderndes Problem, welches sich entsprechend der vorausgegangenen Diskussion meist nur unter Zuhilfenahme von situationsspezifischem Vorwissen lösen lässt. Gleichzeitig führt die „overapproximated occupancy prediction“ zwar zu einem hohen Maß an Sicherheit, jedoch bleibt dem Ego-Fahrzeug in zunehmend dichtem Verkehr wenig Raum zur Navigation. Im Rahmen dieser Dissertation soll daher ein Verfahren entwickelt werden, welches mittels einer Verhaltensvorhersage die Belegungsräume verkleinert und trotzdem ein sehr hohes Maß an Sicherheit erreicht. Dabei muss jedoch sichergestellt werden, dass die Verhaltensvorhersage auf alle Situationen anwendbar ist, sodass sowohl die Unsicherheit bzgl. des zukünftigen Verhaltens der Verkehrsteilnehmer als auch bzgl. der auftretenden Situationen beherrscht wird.

Um eine auf alle Verkehrssituationen anwendbare Verhaltensvorhersage umzusetzen, kommt das Konzept der „Überapproximation des Verhaltens“ zum Einsatz. Dieses Konzept prädiziert das Verhalten im Sinne eines Ausschlussverfahrens, indem Einflüsse berücksichtigt werden, die einen Verkehrsteilnehmer dazu bewegen können, eine bestimmte Bewegungsoption zu einem gewissen Grad zu vermeiden. Da durch dieses Vorgehen kein Wissen über das typische Verhalten in einer Verkehrssituation benötigt wird, ist die Vorhersage auf alle Verkehrssituationen anwendbar. Allerdings kommen alle Bewegungsoptionen, bei denen kein Anlass zur Vermeidung existiert, als mögliches zukünftiges Verhalten in Frage. Deshalb wird das Konzept als „Überapproximation des Verhaltens“ bezeichnet.

Der Unterschied zwischen approximativer Verhaltensvorhersage und dem Konzept der „Überapproximation des Verhaltens“ dieser Arbeit soll anhand des folgenden Beispiels nochmals verdeutlicht werden: Für die Vorhersage des Verhaltens eines spurfolgenden Fahrzeugs auf einer mehrspurigen Fahrbahn ist das Ziel approximativer Verhaltensvorhersagen, bestmöglich zu erkennen, ob ein Spurwechsel stattfinden wird oder nicht. Im Gegensatz dazu wird das Verfahren dieser Arbeit sowohl den Spurwechsel als auch das Spurfolgen als wahrscheinliches zukünftiges Verhalten ansehen, solange es keinen nachvollziehbaren Anlass gibt, eine der beiden Optionen zu vermeiden. Ein möglicher Anlass zur Vermeidung eines Spurwechsels könnte dabei zum Beispiel ein weiterer Verkehrsteilnehmer auf der Ziel-Fahrspur sein.

Die Abbildungen 2.7, 2.8 und 2.9 fassen abschließend die Diskussion der verschiedenen Verfahren zusammen. Die „overapproximated occupancy prediction“ in Abbildung 2.8 prädiziert für das Fahrzeug auf der Mittelspur eine mögliche Belegung über alle drei Fahrspuren, da dies unter Berücksichtigung der Fahrbahngrenzen den physikalisch möglichen Aufenthaltsorten entspricht. Die approximative Verhaltensvorhersage (Abbildung 2.7) kann das Verhalten mittels probabilistischer Verfahren präzise vorhersagen, ist jedoch aufgrund der Verwendung situationsspezifischen Vorwissens nicht auf beliebige Situationen anwendbar. Das Verfahren dieser Arbeit soll durch Ausschluss der Bewegungsoption mit geringer Wahrscheinlichkeit einen deutlich kleineren Belegungsraum als die „overapproximated occupancy prediction“ bestimmen. Für das Beispiel 2.9 bedeutet dies, dass der Spurwechsel nach links aufgrund der möglichen Kollision mit dem grauen Fahrzeug und das Verlassen der Fahrbahn ausgeschlossen werden. Dabei soll trotzdem eine vergleichbare Prädiktionsgüte erreicht werden ohne einer grundsätzlichen Einschränkung hinsichtlich der Anwendbarkeit auf verschiedene Situationstopologieklassen zu unterliegen.

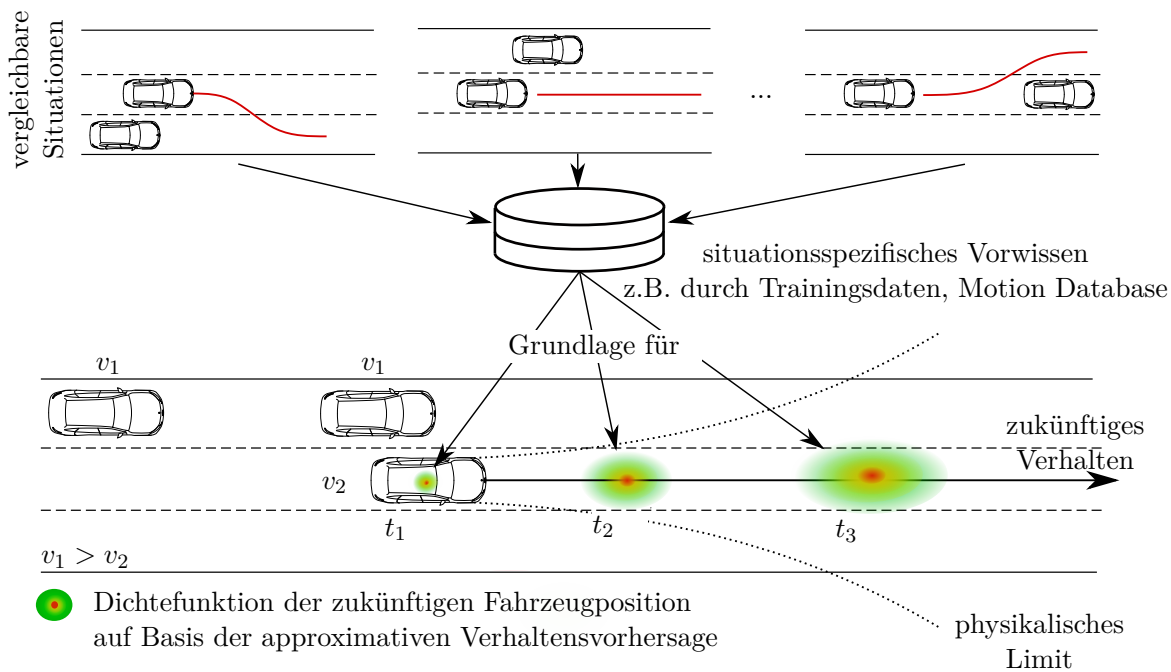


Abbildung 2.7.: Die approximative Verhaltensvorhersage kann das Verhalten vergleichsweise exakt vorhersagen. Grundlage dafür ist jedoch die Verwendung situationsspezifischen Vorwissens, wodurch eine Einschränkung dieser Verfahren auf vordefinierte Verkehrssituationen resultiert

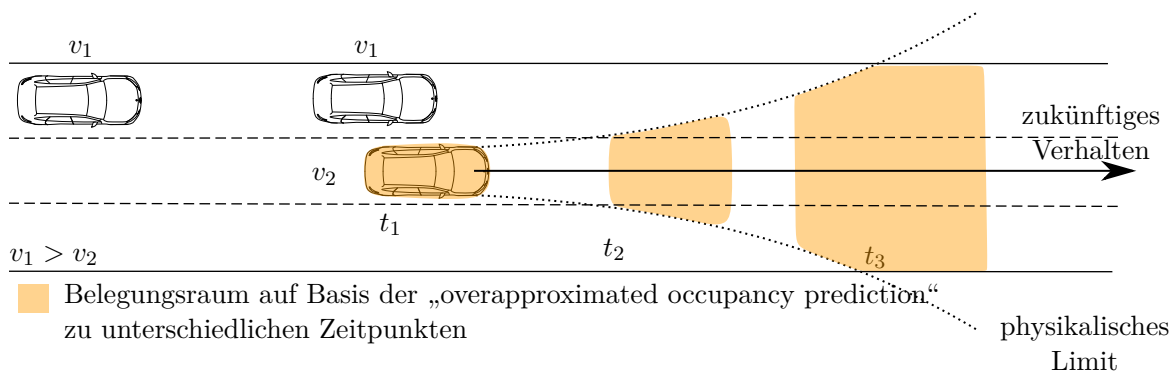


Abbildung 2.8.: Die „overapproximated occupancy prediction“ ist auf jede Situationstopologie anwendbar, sofern diese über Lanlets [14] abbildbar ist. Die Vorhersage basiert auf der Überschätzung der Fahrdynamik in Kombination mit verschiedenen Verhaltensannahmen. Bei Einhaltung dieser definierten Verhaltensannahmen ist garantiert, dass die reale Bewegung der Verkehrsteilnehmer in den Belegungsräumen enthalten ist, woraus aber naturgemäß eine große Belegungsraumfläche resultiert

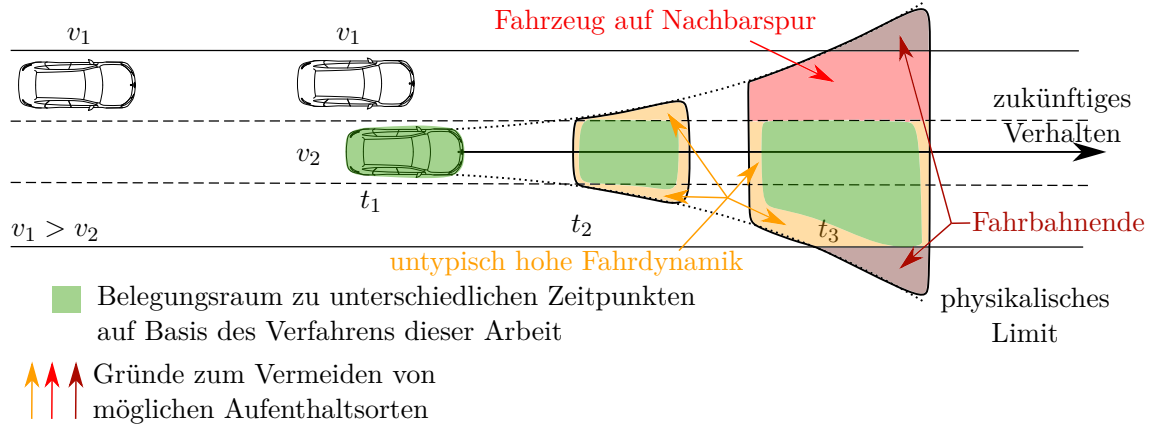


Abbildung 2.9.: Das Verfahren dieser Arbeit überapproximiert das Fahrerverhalten, indem weniger wahrscheinliche Bewegungsoptionen aus dem Belegungsraum ausgeschlossen werden. Dadurch soll die Belegungsraumfläche im Vergleich zur „overapproximated occupancy prediction“ signifikant reduziert und trotzdem ein sehr hohes Maß an Prädiktionsicherheit erreicht werden

Kapitel 3.

Überapproximative Verhaltensvorhersage zur Bestimmung der Belegungsräume

Dieses Kapitel beschreibt das in dieser Arbeit entwickelte Verfahren zur Berechnung der Belegungsräume von Verkehrsteilnehmern. Dazu wird eine Verhaltensvorhersage basierend auf dem Konzept der „Überapproximation des Verhaltens“ implementiert, aus dessen Vorhersageergebnissen die Belegungsräume abgeleitet werden. Zu Beginn werden dafür im Kapitel *Konzeption* die grundlegenden Verarbeitungsschritte des Verfahrens vorgestellt und erläutert. Im folgenden Kapitel werden anhand des Umfeldmodells die eingehenden Daten und anhand des Belegungsmodells die berechneten Ergebnisse des Verfahrens beschrieben. Mithilfe dieser Beschreibung wird zudem die formelle Aufgabendefinition dieser Arbeit eingeführt.

Ausgehend davon beginnt die Erläuterung des Verfahrens mit einem Verhaltensanalyseschritt zur Bestimmung valider Annahmen über das Quer- und Längsdynamikverhalten von Verkehrsteilnehmern. Im Kapitel *Verhaltensvorhersage von Fahrzeugen* wird anschließend jeder Verarbeitungsschritt des Verfahrens im Detail erläutert. Anhand der vorab definierten Beispielsituationen werden zudem Zwischenergebnisse dargestellt und diskutiert. Im Abschnitt *Verhaltensvorhersage von Fußgängern* wird das Verfahren auf die neue Objektklasse „Fußgänger“ adaptiert. Die Ergebnisse der Vorhersage von Fußgängern werden ebenfalls anhand einer Beispielsituation besprochen.

3.1. Konzeption

Das Ziel des Verfahrens ist es, möglichst kleine Belegungsräume zu bestimmen, welche trotzdem mit hoher bzw. skalierbarer Sicherheit die reale Bewegung des Verkehrsteilnehmers beinhalten. Dafür wird eine Verhaltensvorhersage auf dem Konzept der „Überapproximation des Verhaltens“ implementiert, wodurch unwahrscheinliche Bewegungsoptionen identifiziert und aus dem Belegungsraum ausgeschlossen werden können. Um diese Verhaltensvorhersage umzusetzen, werden in dieser Arbeit einerseits Verhaltensanalysen der Verkehrsteilnehmer durchgeführt und andererseits wird eine sequenzielle Verarbeitungskette entwickelt. Die erste Verhaltensanalyse untersucht dabei das situationsübergreifende Verhalten der entsprechenden Verkehrsteilnehmer und leitet daraus valide Annahmen über die verwendeten Quer- und Längsdynamiken ab. Diese Annahmen wiederum erlauben es, Quer- und Längsdynamiken, die von den betrachteten Verkehrsteilnehmern nur selten verwendet werden, bereits initial aus der Verhaltensvorhersage und damit aus den Belegungsräumen auszuschließen. Dadurch müssen innerhalb der Verarbeitungsschritte lediglich die relevanten Bewegungsoptionen betrachtet werden.

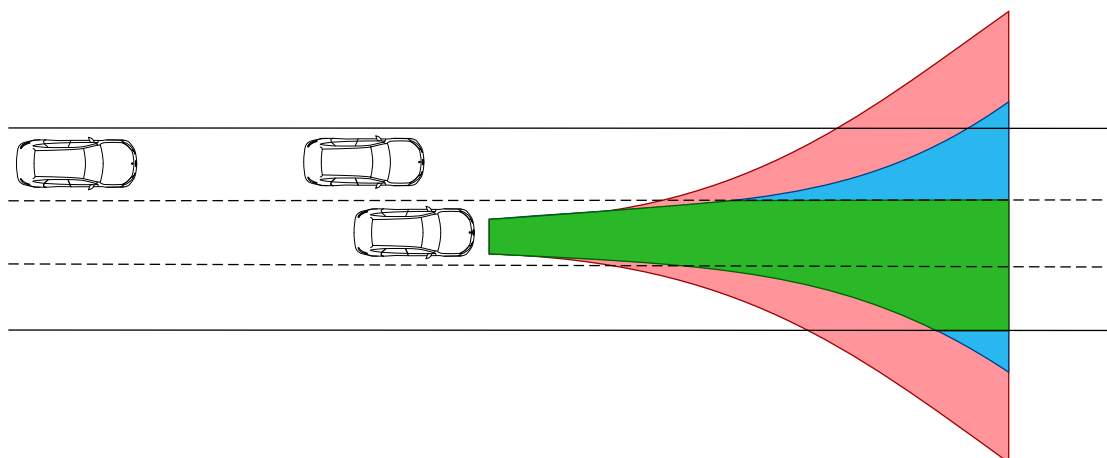


Abbildung 3.1.: Exemplarische Skizze der Belegungsraumgröße auf Basis der fahrdynamischen Limits (rot), der situationsübergreifenden Annahmen (blau) und der situationsübergreifenden Annahmen in Kombination mit dem situationsabhängigen Ausschluss von Bewegungsoptionen auf Basis einer Verhaltensvorhersage (grün)

Wie Abbildung 3.1 skizziert, wird durch die Berücksichtigung der situationsübergreifenden Annahmen bereits eine Reduzierung der Belegungsraumfläche im Vergleich zu den physikalischen Limits erreicht. Allerdings zeigt sich in diesem Beispiel ebenfalls, dass der Fahrer des Fahrzeugs auf der Mittelspur weder die volle Querdynamik nach rechts verwenden (Fahrbahnende) noch einen Spurwechsel nach links durchführen kann, da dieses Manöver zu einer Kollision mit dem grauen Fahrzeug führen könnte. Diese exemplarische Skizze verdeutlicht, dass es situativ zu einer Reduktion der Bewegungsoptionen kommen kann. Die Bestimmung und der Ausschluss dieser situativ mit verminderten Wahrscheinlichkeiten versehenen Bewegungsoptionen wird durch sequenzielle Verarbeitungsketten anhand der in dieser Arbeit entwickelten Verhaltensvorhersage umgesetzt.

Um die situationsabhängigen unwahrscheinlichen Bewegungsoptionen auszuschließen, implementiert die sequenzielle Verarbeitungskette eine Verhaltensvorhersage anderer Verkehrsteilnehmer. Diese Verhaltensvorhersage berücksichtigt drei relevante Einflüsse für jeden Verkehrsteilnehmer. Jeder dieser drei Einflüsse bewertet alle in der Situation relevanten Bewegungsoptionen anhand einer Akzeptanzfunktion. Diese im Verlauf noch im Detail erläuterte Akzeptanz beschreibt die Bereitschaft eines Verkehrsteilnehmers, eine mögliche zukünftige Bewegungsoption zu verwenden. Entsprechend des Konzepts der „Überapproximation des Verhaltens“ wird die Akzeptanz innerhalb des Verfahrens ausschließlich reduziert. Eine Erhöhung der Akzeptanz kann nur durch die Kenntnis des typischen Verhaltens des Verkehrsteilnehmers in der entsprechenden Situation gerechtfertigt werden. Dieses typische Verhalten lässt sich jedoch nur anhand von Vorwissen über die aktuelle Situationstopologie bestimmen, woraus entsprechend Kapitel 2.5 eine ungewollte Limitierung auf vordefinierte Situationstopologieklassen resultieren würde. Basierend auf dieser überapproximativen Betrachtung des zukünftigen Verhaltens entstehen somit Belegungsräume, die nur die Bewegungsoptionen ausschließen, die mit einer geringen Wahrscheinlichkeit verknüpft sind, aber nicht jene Verhaltensmuster, die in der jeweiligen Situation zu stark von einem angenommenen Normverhalten abweichen. Die Struktur dieses Verfahrens ist in Abbildung 3.2 dargestellt. Dabei

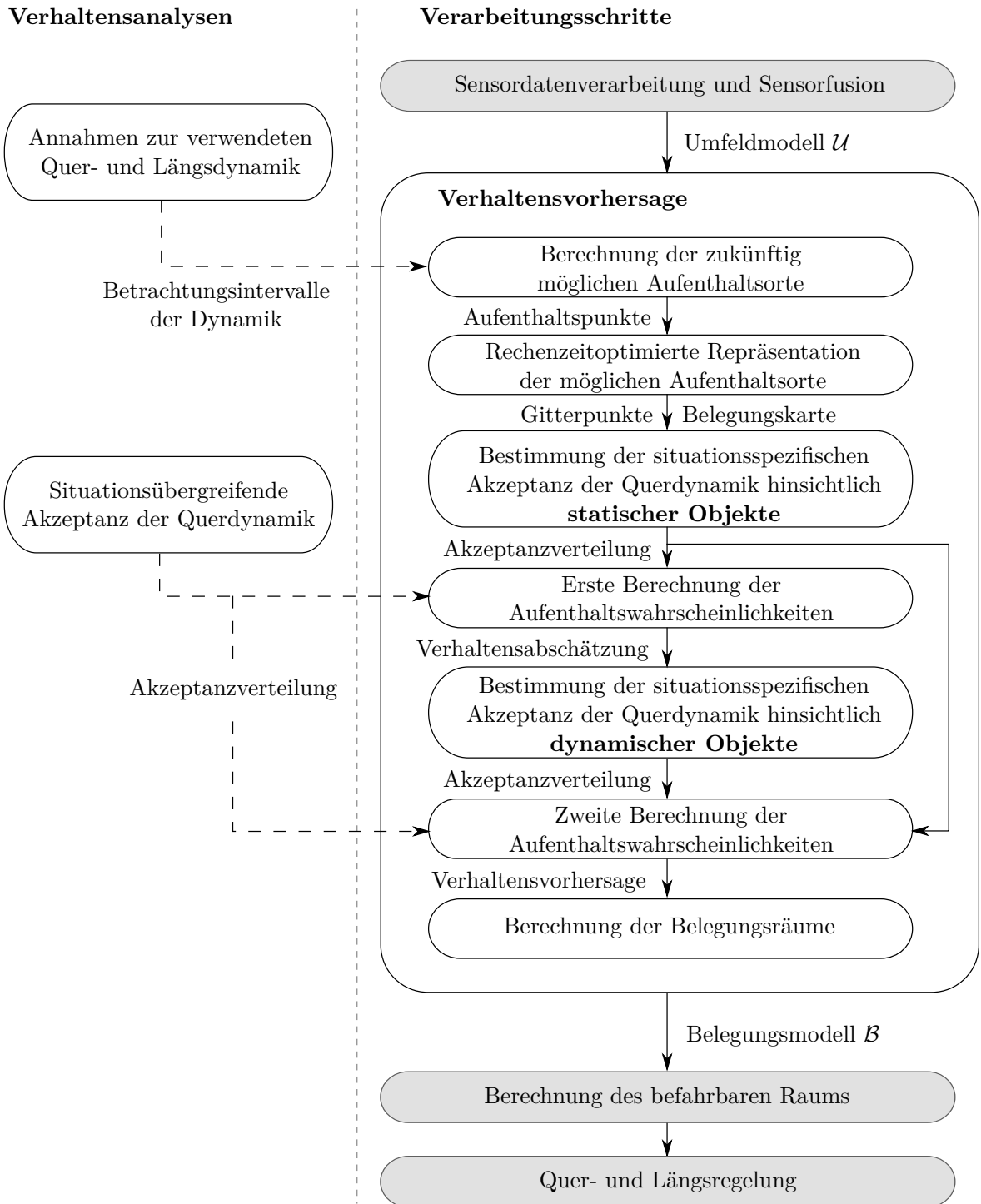


Abbildung 3.2.: Ablaufplan des Verfahrens dieser Arbeit, aufgeteilt in Verhaltensanalysen und Verarbeitungsschritte. Grau markierte Verarbeitungsschritte sind nicht Teil der Arbeit, sondern sind lediglich zum besseren Verständnis aufgelistet

3. Überapproximative Verhaltensvorhersage zur Bestimmung der Belegungsräume

ist in der rechten Hälfte die sequenzielle Verarbeitungskette aufgezeigt. Die linke Seite listet die Verhaltensanalysen auf. Der initiale Analyseschritt *Bestimmung der relevanten Quer- und Längsdynamik* entwickelt und validiert die bereits erwähnten Annahmen über das situationsübergreifende Quer- und Längsdynamikverhalten. Die *Sensordatenverarbeitung und Sensorfusion* ist der vorgelagerte Verarbeitungsschritt, welcher der Verhaltensvorhersage dieser Arbeit ein Umfeldmodell mit allen relevanten Informationen zur Verfügung stellt.

Das Verfahren berechnet schließlich auf Basis dieses Umfeldmodells mittels der einzelnen Verarbeitungsschritte das sogenannte Belegungsmodell, welches die Belegungsräume der anderen Verkehrsteilnehmer beschreibt. Mithilfe des Belegungsmodells kann zum Beispiel ein befahrbarer Raum bestimmt werden. Da die genaue Beschreibungsform des befahrbaren Raums jedoch an das folgende *Quer- und Längsregelsystem* angepasst werden muss oder ggf. eine andere Beschreibungsform benötigt wird, ist die Berechnung des befahrbaren Raums nicht Teil dieser Arbeit.

Die Verhaltensvorhersage selbst besteht aus der sequenziellen Abfolge der in Abbildung 3.2 dargestellten Verarbeitungsschritte. Der erste Schritt ist die Berechnung der möglichen zukünftigen Aufenthaltspunkte eines Verkehrsteilnehmers. Diese möglichen Aufenthaltsorte werden im Folgenden bewertet, um Pfade oder Punkte aus dem Belegungsraum auszuschließen, deren Wahrscheinlichkeiten unterhalb einer Schwelle liegen. Jedoch können Verkehrsteilnehmer innerhalb der Vorausschauzeit nahezu beliebige Verläufe von Quer- und Längsdynamik wählen. Limitiert werden diese Verläufe nur von den physikalischen Grenzen, wie z. B. der Trägheit eines Fahrzeugs. Das ist eine große Herausforderung für die gewünschte Echtzeitfähigkeit des Verfahrens, da selbst bei einer Diskretisierung mit kleiner Auflösung (große Diskretisierungsweite) die zur Verfügung stehenden Rechnerressourcen nicht ausreichen, um auch nur annähernd alle Bewegungsoptionen betrachten zu können. Daher ist eine sinnvolle Priorisierung auf die relevanten Bewegungsoptionen notwendig, deren möglicher Ausschluss den Flächenbedarf des Belegungsraums verringert und damit dem Ego-Fahrzeug die notwendigen Navigationsräume bereitstellt.

Um nicht die Kombinatorik aus allen Querbewegungen mit allen Längsbewegungen betrachten zu müssen, sollte die Anpassung des Belegungsraums auf die aktuelle Situation entweder nur hinsichtlich der Längs- oder nur hinsichtlich der Querdynamik durchgeführt werden. Die Entscheidung, welche der beiden Dynamiken betrachtet werden soll, ist aufgrund der Platzverhältnisse im Straßenverkehr nahezu eindeutig zu treffen. In Querrichtung passieren sich Fahrzeuge mit teilweise unter einem Meter Abstand. In Längsrichtung wird hingegen ein großzügiger Sicherheitsabstand gefordert und zumeist eingehalten. Somit ist aufgrund der kleineren Abstände in Querrichtung auch die Anforderung an die Genauigkeit der Navigationsräume in Querrichtung höher, was die folgenden Beispiele in Abbildung 3.3 unterstreichen.

In der ersten Beispielsituation möchte das Ego-Fahrzeug ein anderes Fahrzeug überholen. Jedoch reicht der aus den physikalischen Möglichkeiten abgeleitete Belegungsraum des prädierten Fahrzeugs bis auf die Fahrspur des Ego-Fahrzeugs, wodurch ein Überholen nicht möglich ist. Ähnlich verhält es sich in der zweiten Situation. Ein Fußgänger läuft auf dem Gehsteig und soll vom Ego-Fahrzeug passiert werden. Aufgrund der hohen Flexibilität des Fußgängers könnte er - basierend auf einer physikalischen Betrachtung - die Straße betreten, sodass dem Ego-Fahrzeug kein freier Raum zum Überholen des Fußgängers zur Verfügung steht. Erst durch die situationsabhängige Anpassung des Belegungsraums hinsichtlich der Querdynamik kann das Ego-Fahrzeug in diesen Beispielmanövern einen Überholvorgang durchführen, wohingegen eine Überschätzung der

Längsdynamik keine nennenswerten Einschränkungen für das Ego-Fahrzeug bedeutet. Die Längsdynamik wird daher aufgrund der limitierten Ressourcen nicht an die aktuelle Situation angepasst, sondern mittels situationsunabhängiger Annahmen aus dem Verarbeitungsschritt *Bestimmung der relevanten Quer- und Längsdynamik* betrachtet.

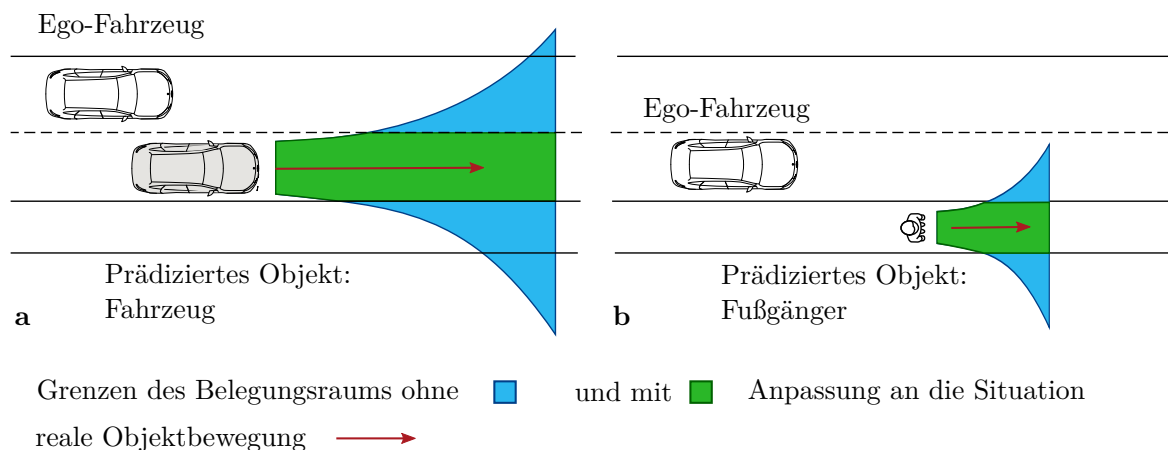


Abbildung 3.3.: Beispielsituationen, in denen eine situationsabhängige Berücksichtigung der Querodynamik zur Bestimmung des Belegungsraums relevanter ist als die Längsdynamik

Bei ausschließlicher Berücksichtigung der Querodynamik kann der Fahrer trotzdem zu jedem Zeitpunkt seine Querodynamik anpassen, woraus immer noch zu viele Bewegungsoptionen im Hinblick auf eine effiziente Berechnungsmethodik resultieren. Daher berücksichtigt das Verfahren lediglich Verläufe mit konstanter Querodynamik. Dadurch reduziert sich die Anzahl der zu bewertenden Bewegungsoptionen so weit, dass sich ein günstiges Verhältnis zwischen Rechenzeitbedarf und Genauigkeit ergibt. Die Annahme einer konstanten Querodynamik stellt zwar eine Einschränkung dar, kann jedoch als Grenzwertbetrachtung aller Querdynamikverläufe verstanden werden. Zudem ist durch die kontinuierliche Aktualisierung der Belegungsräume (z.B. 50 Hz) eine implizite, erweiterte Abbildung allgemeiner Querdynamikverläufe möglich. So kann ein definierter Ort immer Teil der Belegungsräume sein, obwohl er zu jedem prädiizierten Zeitpunkt durch eine andere Querodynamik erreichbar ist.

Zusammengefasst folgt aus dieser Argumentation, dass die möglichen Aufenthaltsorte für die Längsdynamik ausschließlich unter Berücksichtigung der situationsübergreifenden Annahmen aus der Verhaltensanalyse bestimmt werden. Für die Querodynamik hingegen werden konstante Querbewegungsverläufe betrachtet, sodass diese Bewegungsoptionen bewertet und ggf. aus dem Belegungsraum ausgeschlossen werden können. Die nach diesem Vorgehen resultierenden Aufenthaltspunkte für die Objektklasse „Fahrzeug“ sind in Abbildung 3.4 skizziert. Jede dargestellte Linie entspricht einer Bewegungsoption auf Basis einer konstanten Querodynamik. Die auf den Linien eingezeichneten Punkte entsprechen jeweils einem diskreten Zeitpunkt.

Im Anschluss an die Berechnung der zukünftigen Aufenthaltspunkte wird im Verarbeitungsschritt *Rechenzeitoptimierte Repräsentation der möglichen Aufenthaltsorte* die Repräsentationsform der Aufenthaltspunkte diskutiert. Dabei wird das Ziel verfolgt, für die folgenden Verarbeitungsschritte

3. Überapproximative Verhaltensvorhersage zur Bestimmung der Belegungsräume

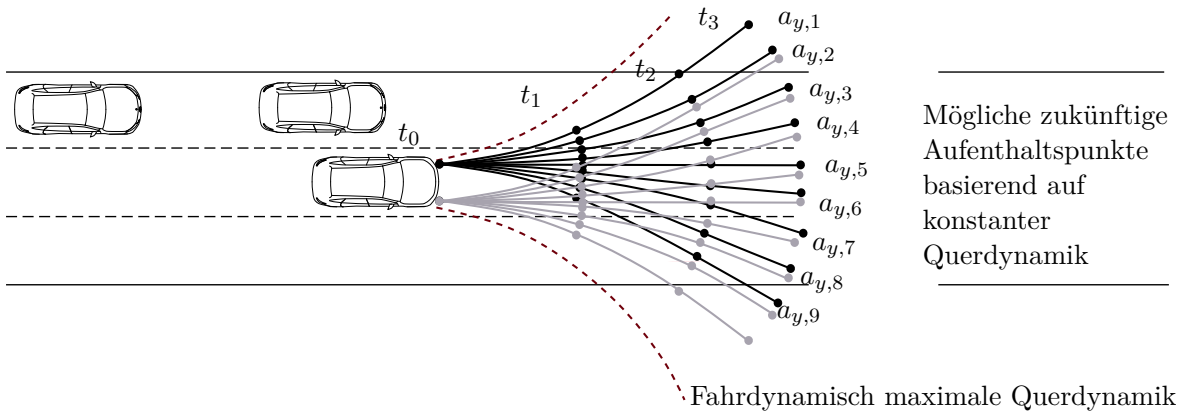


Abbildung 3.4.: Skizze der zukünftigen Aufenthaltspunkte der Fahrzeugfrontecken basierend auf konstanter Querdynamik

eine hinsichtlich der Rechenzeit verbesserte Repräsentationsform der Aufenthaltspunkte zu finden. Als Ergebnis entsteht unter anderem die in Abbildung 3.5 skizzierte Repräsentationsform der Aufenthaltspunkte durch die Gitterpunkte in Kombination mit objektspezifischen Belegungskarten.

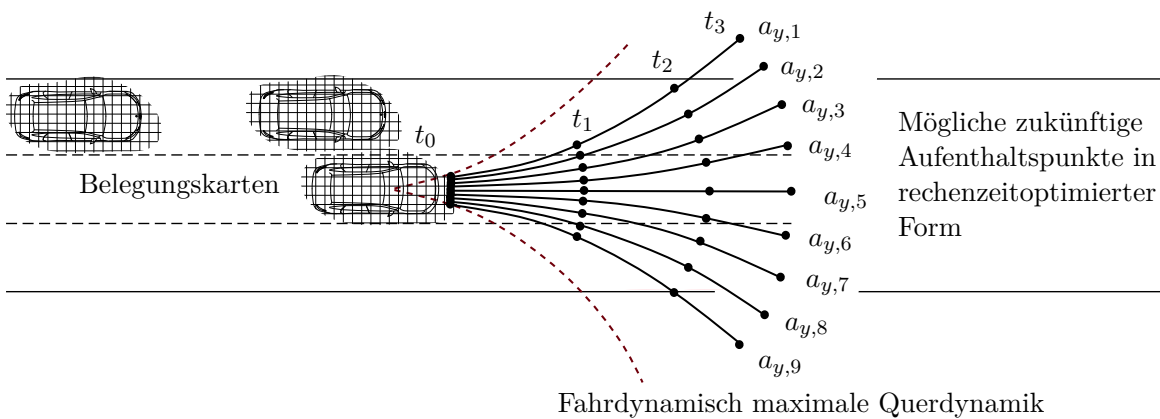


Abbildung 3.5.: Skizze der rechenzeitoptimierten Repräsentationsform der Aufenthaltspunkte eines Fahrzeugs basierend auf konstanter Querdynamik inkl. lokaler Belegungskarten

Infolge der Berechnung der möglichen Aufenthaltspunkte wird in mehreren Verarbeitungsschritten die Analyse des zukünftigen Verhaltens durchgeführt. Diese Bewertung muss einerseits eine bestmögliche situationsspezifische Anpassung erreichen und gleichzeitig eine Anwendbarkeit über alle Situationstopologieklassen hinweg sicherstellen.

Für die Bewertung des zukünftigen Verhaltens sind zwei Einflüsse auf Verkehrsteilnehmer offensichtlich: Einerseits die Situationstopologie, bestehend aus den relevanten statischen Objekten, die im Verarbeitungsschritt *Bestimmung der situationsspezifischen Akzeptanz der Querdynamik hinsichtlich statischer Objekte* betrachtet werden und andererseits die übrigen Verkehrsteilnehmer, welche im Verarbeitungsschritt *Bestimmung der situationsspezifischen Akzeptanz der Querdynamik*

hinsichtlich dynamischer Objekte berücksichtigt werden. Der dritte Einfluss resultiert aus der Akzeptanzbetrachtung der Querdynamik.

Diese situationsübergreifende Akzeptanz der Querdynamik berücksichtigt, dass Fahrer betragsmäßig größere Querbeschleunigung zunehmend vermeiden. Durch die Berücksichtigung dieses Einflusses werden - unter der Voraussetzung, dass die anderen Einflüsse das zulassen - in der Vorhersage Aufenthaltsorte mit hoher Querdynamik bevorzugt aus dem Belegungsraum ausgeschlossen. Die Akzeptanz der Querdynamik wird über eine entsprechende statistische Auswertung bestimmt und ist im Bereich der Verhaltensanalyse als *Die situationsunabhängige Akzeptanz der Querdynamik* gelistet. In Abbildung 3.6 ist die situationsunabhängige Akzeptanz in Bezug zu den Gitterpunkten dargestellt und zeigt die Reduzierung der Akzeptanz bei betragsmäßig größeren Querbeschleunigungen.

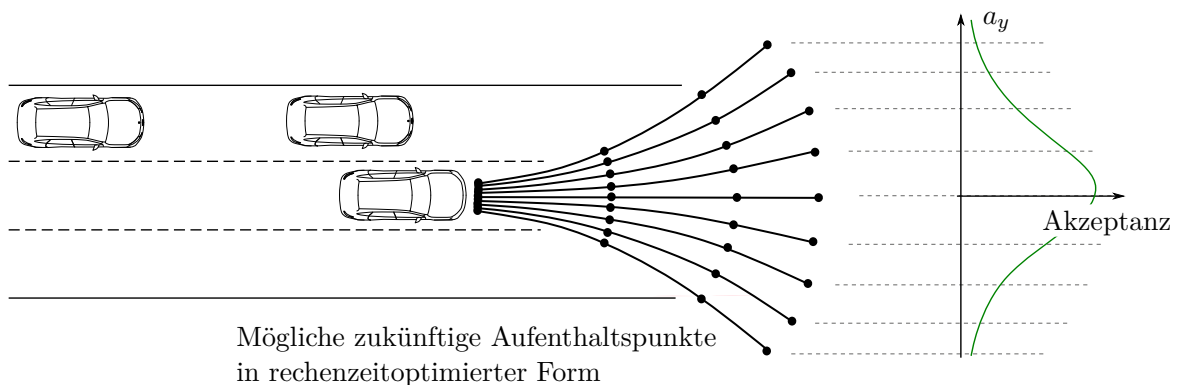


Abbildung 3.6.: Skizze der situationsübergreifenden Akzeptanz der Querdynamik in Bezug auf die Gitterpunkte und der zugrunde gelegten Querbeschleunigung

Zur quantitativen Bewertung der drei genannten Einflussfaktoren wird die bereits erwähnte Beschreibungsgröße der Akzeptanz verwendet. Jede Akzeptanz $A \in [0; 1]$ bewertet mit einem Wert zwischen 0 und 1 die jeweilige Querbewegungsoption aus Sicht des betrachteten Verkehrsteilnehmers. Eine Bewertung mit $A = 0$ bedeutet, dass ein Verkehrsteilnehmer diese Querbewegungsoption nicht akzeptieren wird und daher die Bewegungsoption entfällt. Eine Akzeptanz von 1 hingegen bedeutet nicht, dass der Fahrer diese Querbewegungsoption zwingend verwenden wird, sondern lediglich, dass es keinen Grund gegen die Verwendung dieser Querbewegungsoption gibt. Folglich würde eine Bewertung aller Querbewegungsoptionen mit $A = 1$ bedeuten, dass alle Bewegungsoptionen aus Sicht des Verfahrens gleich wahrscheinlich sind, da aufgrund des zugrunde gelegten Einflusses keine Querbewegungsoption ausgeschlossen werden kann. Da Akzeptanzen somit lediglich ein tendenzielles Vermeidungsverhalten gegenüber einer Querbewegungsoption abbilden können, korrespondiert die Bewertungsmethode des zukünftigen Verhaltens mit dem Konzept der „Überapproximation des Verhaltens“.

Akzeptanzen können entsprechend ihrer semantischen Bedeutung korrekt durch Multiplikation kombiniert werden. Durch diese Vorgehensweise wird ermöglicht, jeden Einfluss einzeln zu modellieren und anschließend zu kombinieren, wodurch die Aufteilung in einzelne abgeschlossene Verarbeitungsschritte möglich ist. Zudem können dadurch jederzeit weitere Einflüsse hinzugefügt

und berücksichtigt werden. Die semantisch korrekte Kombination lässt sich anhand folgender Beispiele demonstrieren.

Zwei Einflüsse bewerten dieselbe Querbewegungsoption mit einer Akzeptanz von $A_1 = 1$ und $A_2 = 1$. Dann ergibt sich die korrekte Bewertung nach der Kombination als $A_{gesamt} = A_1 \cdot A_2 = 1$, da weiterhin kein Grund besteht die betrachtete Querbewegungsoption zu vermeiden. In einem weiteren Szenario wird eine Querbewegungsoption mit $A_1 = 1$ und $A_2 = 0.5$ bewertet. Die kombinierte Akzeptanz $A_{gesamt} = A_1 \cdot A_2 = 0.5$ übernimmt korrekt den Wert von A_2 , da ein Grund ausreicht, um eine Querbewegungsoption zu vermeiden. In einem weiteren Beispiel gilt $A_1 = 0.9$ und $A_2 = 0.5$. In diesem Fall ergibt sich für die kombinierte Akzeptanz $A_{gesamt} = A_1 \cdot A_2 = 0.45$. Da es nun zwei Gründe gibt, die zugehörige Querbewegungsoption nicht mehr zu akzeptieren, reduziert sich entsprechend auch die Gesamtakzeptanz. Da einer Akzeptanz immer einer Querbewegungsoption zugeordnet ist, resultiert für alle Querbewegungsoptionen eine Verteilung der Akzeptanzen, welche als sogenannte Akzeptanzverteilung bezeichnet wird.

Als erster Einfluss auf den Verkehrsteilnehmer wird in der Verarbeitungskette die Akzeptanzverteilung der statischen Objekte (statische Akzeptanz bzw. statische Akzeptanzverteilung) berechnet, welche die aktuelle Situationstopologie berücksichtigt. Die „overapproximated occupancy prediction“ verwendet zur Beschreibung der aktuellen Situationstopologie die sogenannten Lanlets [14]. Diese Lanlets definieren das gesamte Straßennetz in der Umgebung in einem hochgenauen Kartenformat. Die Annahme, dass dieses Wissens zu jeder Zeit zur Verfügung steht, ist für autonome Fahrzeuge valide. Für Fahrerassistenzsysteme wird jedoch ein flexibleres Vorgehen benötigt, da diese häufig über keine hochgenaue Karte der Umgebung verfügen und nur einen Teil der Situationstopologie wahrnehmen. Daher sollen im Verfahren dieser Arbeit statische Objekte einzeln bewertet werden. Dadurch können bei Fahrerassistenzsystemen alle zur Verfügung stehenden Informationen genutzt werden, um auf dieser Basis eine bestmöglich valide Einschränkung des Belegungsraums zu ermitteln. Durch die Berücksichtigung aller statischen Objekte ergibt sich daraus die Bewertung der gesamten Situationstopologie. Zudem stellt die separate Berücksichtigung jedes einzelnen statischen Objekts die Anwendbarkeit auf alle Situationstopologien sicher, da damit nicht die Situationstopologien selbst, sondern deren Bestandteile bewertet werden. Somit können beliebige Situationstopologien, bestehend aus bewertbaren Bestandteilen wie z.B. Spurmarkierungen, Bordsteinen oder nicht überwindbaren Hindernissen, korrekt berücksichtigt werden.

Um dieses Konzept jedoch umzusetzen, muss eine Quantifizierung der einzelnen statischen Objekte einer Situationstopologie eingeführt werden. Dazu wird in dieser Arbeit die Eigenschaft der Überquerbarkeit eingeführt. Das bedeutet, dass jedes statische Objekt anhand der Überquerbarkeit des zugrunde gelegten Objekttyps bewertet wird. Diese Betrachtungsweise ist in Abbildung 3.7 exemplarisch dargestellt und führt dazu, dass alle Querdynamiken, bei denen das Fahrzeug die gestrichelten Spurmarkierungen überqueren muss, eine im Vergleich zu kollisionsfreien Querdynamiken leicht reduzierte Akzeptanz aufweisen. Manöver mit einer höheren Querdynamik, die ein Verlassen der Fahrbahn zur Folge haben und damit zu einem Überfahren der durchgezogenen Fahrbahnmarkierungen führen, erhalten aufgrund der niedrigeren Überquerbarkeit durchgezogener Spurmarkierungen eine kleinere Akzeptanz.

Die dynamische Akzeptanzverteilung (dynamische Akzeptanz) quantifiziert den gegenseitigen Einfluss der Verkehrsteilnehmer. Die Berücksichtigung dieser Interaktion zwischen Verkehrsteilnehmern über verschiedenste Situationstopologien hinweg ist eine große Herausforderung. Daher

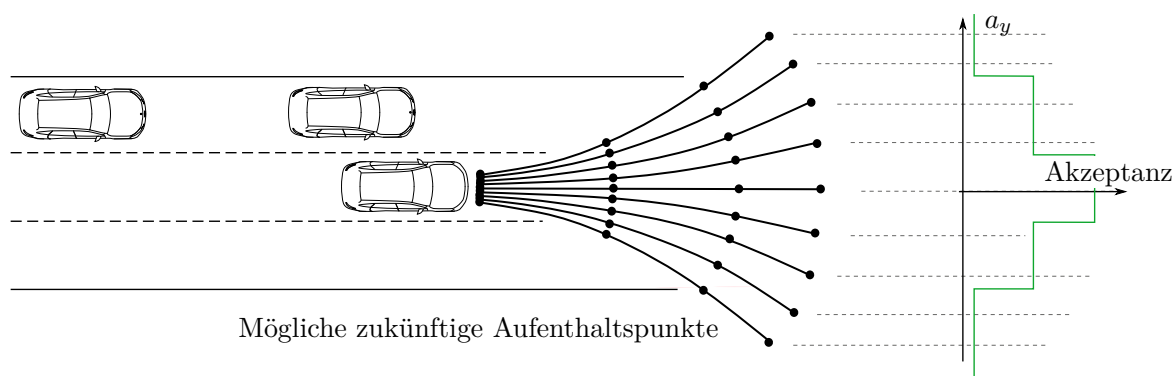


Abbildung 3.7.: Skizze der statischen Akzeptanz der Querdynamik basierend auf den dargestellten Spurmärkungen

basiert die Modellierung in dieser Arbeit auf einer grundlegenden, in allen Situationstopologien geltenden Annahme über das Verhalten von Verkehrsteilnehmern: **Verkehrsteilnehmer versuchen Unfälle und Gefährdungen zu vermeiden**. Das bedeutet, Aufenthaltsorte, an denen sich mit ausreichender Sicherheit zur gleichen Zeit zwei oder mehr Verkehrsteilnehmer befinden, werden von den entsprechenden Verkehrsteilnehmern vermieden.

Um diese Gefährdungsorte zu bestimmen, wird jedoch eine erste Vorhersage des Verhaltens benötigt, die aus den bis zu diesem Zeitpunkt bekannten Einflüssen (Akzeptanz der Querdynamik und statischer Objekte) bestimmt wird. Dazu wird die Akzeptanzverteilung der Querdynamik mit der Akzeptanzverteilung der statischen Objekte kombiniert und basierend auf der resultierenden Akzeptanzverteilung die Aufenthaltswahrscheinlichkeiten der Verkehrsteilnehmer berechnet. Mithilfe dieser Aufenthaltswahrscheinlichkeiten ergeben sich an möglichen Kollisionsorten diejenigen Kollisionswahrscheinlichkeiten, mit deren Hilfe die dynamische Akzeptanzverteilung über die Annahme der Vermeidung von Gefährdungsorten gebildet werden kann. In Abbildung 3.8 führt diese Betrachtung für das Fahrzeug auf der Mittelspur zu einer Reduzierung der Akzeptanz aller Querdynamiken, die zur linken Nachbarspur führen, da sich dort gleichzeitig ein anderes Objekt (blaue Aufenthaltspunkte) befinden könnte.

Nachdem die Bewertung der Bewegungsmöglichkeiten mit der Bestimmung der dynamischen Akzeptanzverteilung abgeschlossen ist, müssen in den folgenden Verarbeitungsschritten die Bewegungsoptionen mit geringer Wahrscheinlichkeit aus dem Belegungsraum ausgeschlossen werden. Da die Verhaltensvorhersage auf dem Konzept der „Überapproximation des Verhaltens“ basiert, überapproximiert bzw. überschätzt der Belegungsraum ebenfalls das zukünftige Verhalten der Verkehrsteilnehmer. Der Grad dieser Überapproximation resultiert dabei aus der Definition einer Bewegung mit geringer Wahrscheinlichkeit. Je geringer eine Wahrscheinlichkeit für den Ausschluss einer Bewegungsoption sein muss, je mehr überapproximiert der Belegungsraum das Verhalten anderer Verkehrsteilnehmer. Eine hohe Überapproximation führt damit auf der einen Seite zu einem hohen Maß an Sicherheit, auf der anderen Seite jedoch auch zu großen Belegungsräumen.

Die funktionale Sicherheit von z.B. Fahrerassistenzsystemen wird anhand der ISO26262 [47] bewertet. Grundlage der Bewertung sind die drei Faktoren Beherrschbarkeit, Eintrittswahrschein-

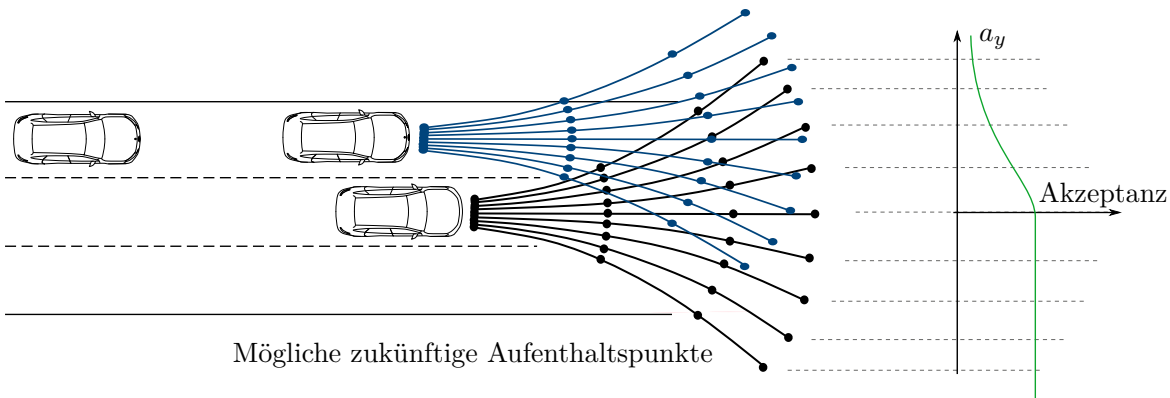


Abbildung 3.8.: Skizze der dynamischen Akzeptanz der Querdynamik, basierend auf den dargestellten, blauen Aufenthaltspunkten. (Die erste Abschätzung der Aufenthaltswahrscheinlichkeiten ist nicht dargestellt)

lichkeit und Auswirkung. Da für ein autonomes Fahrzeug, welches ggf. nicht einmal über ein Lenkrad verfügt, die Beherrschbarkeit irrelevant sein kann, sind die Eintrittswahrscheinlichkeit sowie die Auswirkung die Hauptfaktoren der Sicherheitsbewertung. Somit kann auch der Grad der Überapproximation an die Eintrittswahrscheinlichkeit einer fehlerhaften Prädiktion und deren Auswirkung gekoppelt sein. Diese Überlegung soll an den Beispielen in Abbildung 3.9 und der folgenden Diskussion verdeutlicht werden:

Stau In einer Stau-Situation sind die Geschwindigkeiten in der Regel niedrig. Jedoch ist aufgrund des dichten Verkehrs wenig Raum für die Navigation des Ego-Fahrzeugs verfügbar. Somit sollte in dieser Situation das Verhalten anderer Verkehrsteilnehmer nur leicht überapproximiert werden, da dadurch ein möglichst großer befahrbarer Raum für das Ego-Fahrzeug resultiert. Zudem kann das Ego-Fahrzeug aufgrund der eigenen niedrigen Geschwindigkeit noch auf Fehler am Ende der Prädiktionszeit reagieren und selbst im Ernstfall eines Unfalls wäre die Auswirkung aufgrund der niedrigen Geschwindigkeiten klein.

Urban Im urbanen Bereich bewegen sich Fahrzeuge in der Regel ebenfalls mit niedriger Geschwindigkeit auf wenig Raum. Jedoch muss dort noch mit anderen Verkehrsteilnehmern, wie z. B. Fußgängern oder Radfahrern, gerechnet werden. Aufgrund deren Verletzbarkeit sollte der Grad der Überapproximation für verletzbare Objektclassen großzügiger gewählt werden. Dadurch wird die Eintrittswahrscheinlichkeit eines Fehlers in der Prädiktion kleiner und die Sicherheit verletzlicher Verkehrsteilnehmer erhöht.

Autobahn Die dritte Situation entspricht einer Fahrt auf der Autobahn mit hoher Geschwindigkeit. Der zur Verfügung stehende Raum für das Ego-Fahrzeug ist in der Regel großzügig, sodass wirklich nur Bewegungen mit sehr geringer Wahrscheinlichkeit ausgeschlossen werden müssen (hohe Überapproximation). Dies ist auch notwendig, da aufgrund der hohen Geschwindigkeit fehlerhafte Prädiktionen kritische Auswirkungen haben können und durch die hohe Geschwindigkeit bei konstanter Abtast- bzw. Aktualisierungsrate eine große Strecke zwischen den einzelnen Prädiktionen zurückgelegt wird.



Abbildung 3.9.: Beispiele zur Diskussion von Eintrittswahrscheinlichkeit und Risiko einer fehlerhaften Prädiktion

Die vorausgegangenen Beispiele zeigen, dass der ideale Grad der Überapproximation von verschiedenen Rahmenbedingungen abhängig ist. Entsprechend hängt auch die Entscheidung, wodurch sich eine Bewegung auszeichnet, die mit einer hinreichend kleinen Wahrscheinlichkeit verknüpft ist, von diesen Rahmenbedingungen ab. Um bei einem Einsatz des Verfahrens auf die verschiedenen Anforderungen bestmöglich reagieren zu können, wird der Grad der Überapproximation einstellbar gestaltet. Dieses Vorgehen erlaubt es, in Abhängigkeit von Größen wie Fahrgeschwindigkeit, Verkehrsdichte und Objekttyp, einen sinnvollen Grad der Überapproximation zu wählen und diesen damit individuell an das Gesamtsystem anzupassen.

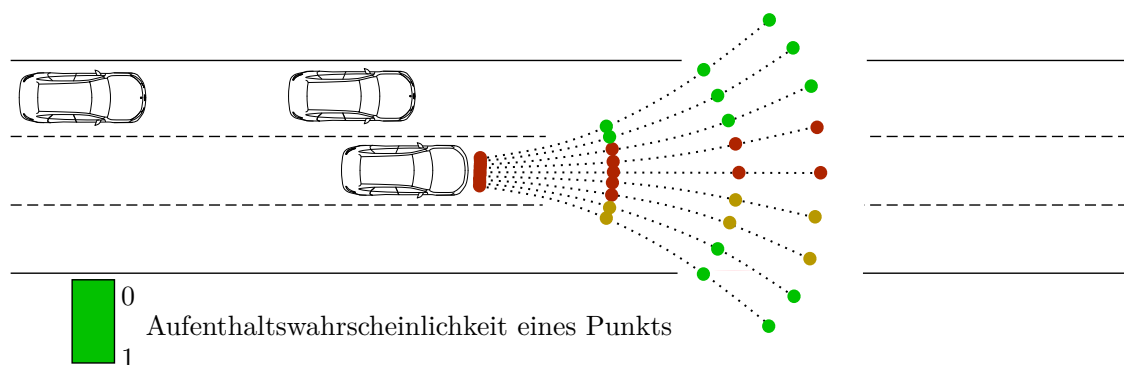


Abbildung 3.10.: Skizze der Aufenthaltswahrscheinlichkeiten des Fahrzeugs auf der Mittelspur basierend auf den drei diskutierten Einflüssen: situationsübergreifende Akzeptanz, statische Akzeptanz und dynamische Akzeptanz

Um den Grad der Überapproximation der Belegungsräume bestmöglich anzupassen, wird eine geeignete Beschreibungsform des zukünftigen Verhaltens benötigt. In Kapitel 2.5 zeigt die Diskussion der Beschreibungsgrößen bestehender Verfahren, dass besonders eine probabilistische Bewertung der Aufenthaltsorte eine sinnvolle Vorgehensweise für situationsübergreifende Prädiktionsverfahren darstellt. Auch für die anschließende Bestimmung von Belegungsräumen eignet sich die Beschreibung des zukünftigen Verhaltens anhand von Aufenthaltswahrscheinlichkeiten. So können Aufenthaltsorte, die eine ausreichend kleine Wahrscheinlichkeit haben, aus den Belegungsräumen ausgeschlossen werden, wohingegen Aufenthaltsorte mit einer hohen Wahrscheinlichkeit im Belegungsraum enthalten sind.

3. Überapproximative Verhaltensvorhersage zur Bestimmung der Belegungsräume

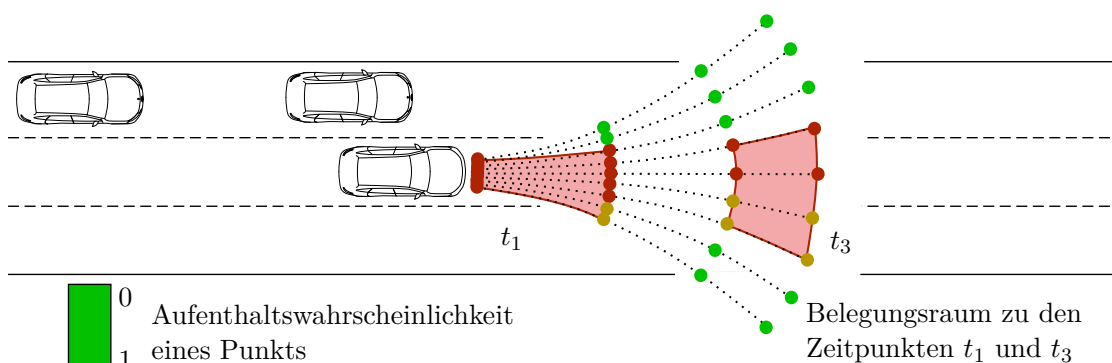


Abbildung 3.11.: Skizze des Belegungsmodells, basierend auf den dargestellten Aufenthaltswahrscheinlichkeiten und den situationsübergreifenden Annahmen zur Längsdynamik

Durch die Definition einer Grenzwahrscheinlichkeit kann außerdem effizient und nachvollziehbar der Grad der Überapproximation angepasst werden. Entsprechend wird im Verarbeitungsschritt *Berechnung der Aufenthaltswahrscheinlichkeiten* mittels einer kombinierten Akzeptanzverteilung, basierend auf den drei beschriebenen Einflüssen, die finale Verhaltensvorhersage berechnet. Das skizzierte Ergebnis ist in Abbildung 3.10 dargestellt. Auf der linken Nachbarspur ist aufgrund des dortigen Fahrzeugs die Aufenthaltswahrscheinlichkeit niedriger. Die Aufenthaltswahrscheinlichkeit auf der rechten Nachbarspur liegt im mittleren Bereich, da dafür lediglich die gestrichelte Spurmarmarkierung überfahren werden muss. Am höchsten ist die Aufenthaltswahrscheinlichkeit jedoch auf der aktuellen Spur, da für das betrachtete Fahrzeug kein Grund existiert, Aufenthaltsorte auf der aktuellen Fahrspur zu vermeiden.

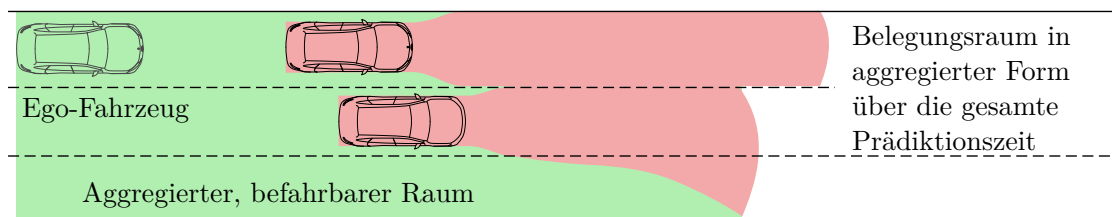


Abbildung 3.12.: Skizze des befahrbaren Raums (grüne Fläche) unter Berücksichtigung des aggregierten Belegungsraums (rote Fläche) der beiden beobachteten Fahrzeuge

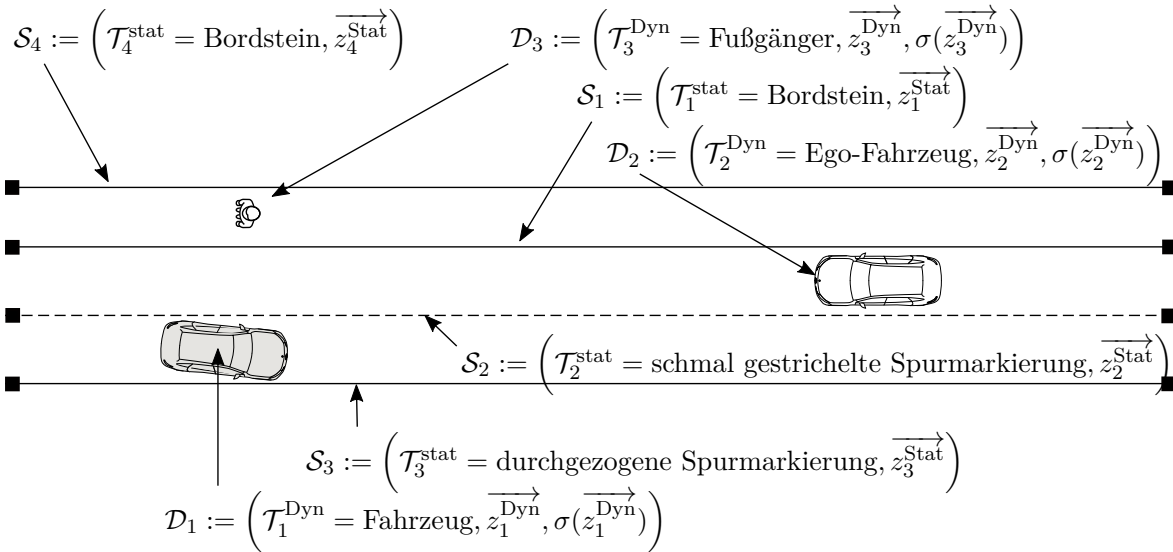
Im letzten Schritt wird aus der probabilistischen Vorhersage in Form der Aufenthaltswahrscheinlichkeiten das Belegungsmodell abgeleitet. Dafür wird mithilfe der Grenzwahrscheinlichkeit geprüft, welche Aufenthaltspunkte eine ausreichend hohe Aufenthaltswahrscheinlichkeit haben, um im Belegungsmodell berücksichtigt zu werden. Bei diesem Schritt werden auch die situationsübergreifenden Annahmen zur Längsdynamik berücksichtigt. Damit resultiert - wie in Abbildung 3.11

dargestellt - ein Belegungsmodell, welches für jeden Verkehrsteilnehmer zu jedem Zeitschritt die Belegungsräume definiert und das finale Ergebnis des Verfahrens darstellt.

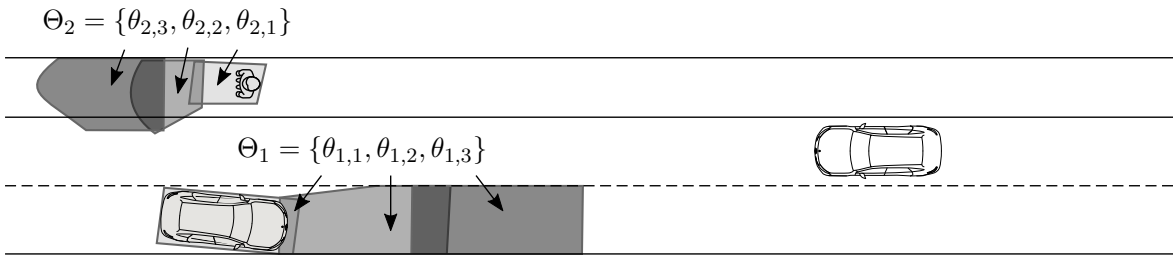
Um eine sichere Navigation des Ego-Fahrzeugs zu ermöglichen, kann das resultierende Belegungsmodell auf verschiedene Arten berücksichtigt werden. Zum Beispiel kann damit der in Abbildung 3.12 skizzierte befahrbare Raum berechnet werden, welcher für eine definierte Zeit mit einer definierten Sicherheit den verfügbaren Raum des Ego-Fahrzeugs beschreibt. Die Berechnung dieses befahrbaren Raums ist jedoch nicht mehr Teil des Verfahrens und dient an dieser Stelle lediglich als Beispiel, um den Nutzen des Belegungsmodells darzustellen.

3.2. Grundlegende mathematische Definitionen

In diesem Kapitel wird die mathematische Definition der Eingangsdaten in Form des Umfeldmodells und der Ausgangsdaten in Form des Belegungsmodells eingeführt. Zudem wird die Problemstellung der Verhaltensvorhersage mathematisch beschrieben. Zur Illustration der Erläuterung sind die Ein- und Ausgangsdaten einer Beispielsituation in Abbildung 3.13 dargestellt. In dieser Abbildung sind für jedes relevante Element die im Folgenden definierten mathematischen Beschreibungen eingezeichnet.



a Gesamtes Umfeldmodell dieser Situation $\mathcal{U} = \{\mathcal{S}_1, \mathcal{S}_2, \mathcal{S}_3, \mathcal{S}_4, \mathcal{D}_1, \mathcal{D}_2, \mathcal{D}_3\}$



b Gesamtes Belegungsmodell: $\mathcal{B} = \{\Theta_1, \Theta_2\}$

Abbildung 3.13.: Beispielsituation der Problemstellung: **a** Umfeldmodell, **b** Belegungsmodell

3.2.1. Definition des Umfeldmodells

Als Eingangsgrößen in das Modell werden die Beschreibungsgrößen der erkannten Verkehrsteilnehmer und der statischen Umwelt in Form einer Objektliste bereitgestellt. Anstelle einer einfachen

Listenstruktur wird jedoch eine hierarchische Anordnung verwendet, da diese effizient mittels objektorientierter Programmiermethoden umgesetzt werden kann.

Das Umfeldmodell \mathcal{U} ist die Menge aller relevanten Objekte der aktuellen Verkehrssituation. Definiert ist \mathcal{U} als Vereinigungsmenge der statischen Objekte $\mathcal{U}_{\text{Stat}}$ und der dynamischen Objekte \mathcal{U}_{Dyn} :

$$\mathcal{U} = \mathcal{U}_{\text{Dyn}} \cup \mathcal{U}_{\text{Stat}}. \quad (3.1)$$

Die Menge der statischen Objekte $\mathcal{U}_{\text{Stat}}$ besteht aus allen Elementen des Straßenverkehrs, welche eine feste Position haben und gleichzeitig die Entscheidung eines Verkehrsteilnehmers beeinflussen. Jedes einzelne statische Objekt wird mittels eines Tupels \mathcal{S}_m beschrieben. Indiziert werden die statischen Objekte in der ganzen Arbeit durch m , wobei gilt $m \in [1; M]$. Dabei entspricht M der Anzahl an erkannten statischen Objekten in der aktuellen Verkehrssituation. Somit ist die Menge der statischen Objekte $\mathcal{U}_{\text{Stat}}$ definiert als

$$\mathcal{U}_{\text{Stat}} = \{\mathcal{S}_1, \dots, \mathcal{S}_m, \dots, \mathcal{S}_M\}. \quad (3.2)$$

Das Tupel \mathcal{S}_m jedes statischen Objekts m besteht aus dem statische Objekttyp $\mathcal{T}_m^{\text{sta}}$ und dem Zustandsvektor $\overrightarrow{z_m^{\text{Stat}}}$:

$$\mathcal{S}_m := \left(\mathcal{T}_m^{\text{Stat}}, \overrightarrow{z_m^{\text{Stat}}} \right). \quad (3.3)$$

Der statische Objekttyp beschreibt dabei die Klasse des statischen Objekts und ist somit auf die Menge der erkennbaren statischen Objekte limitiert. Damit ergibt sich für diese Arbeit:

$$\begin{aligned} \mathcal{T}^{\text{sta}} \in \{ & \text{durchgezogene Spurmarkierung,} \\ & \text{schmal gestrichelte Spurmarkierung} \\ & \text{breit gestrichelte Spurmarkierung} \\ & \text{Bordstein} \\ & \text{nicht überwindbare Elemente} \}. \end{aligned} \quad (3.4)$$

Diese Menge der erkennbaren Objekte kann natürlich jederzeit erweitert werden. Die aktuelle Auswahl reicht jedoch aus, um die auftretenden statischen Objekte in der Simulation, in der Validierung und im Versuchsfahrzeug abzubilden.

Der Zustandsvektor eines statischen Objekts $\overrightarrow{z_m^{\text{Stat}}}$ beschreibt dessen Position und Form mittels einer Verkettung von einzelnen Punkten, einem sogenannten Polygonzug:

$$\overrightarrow{z_m^{\text{Stat}}} = \begin{bmatrix} x_{m,1} & x_{m,2} & \dots & x_{m,l_m} & \dots & x_{m,L_m} \\ y_{m,1} & y_{m,2} & \dots & y_{m,l_m} & \dots & y_{m,L_m} \end{bmatrix}. \quad (3.5)$$

Jede Spalte l_m definiert innerhalb $\overrightarrow{z_m^{\text{Stat}}}$ einen Punkt (x_{m,l_m}, y_{m,l_m}) . Die erste Zeile beschreibt die x-Koordinate und die zweite Zeile beschreibt die y-Koordinate des Punkts. Die Anzahl an Spalten und somit an Punkten ist mittels L_m definiert, wodurch sich für den Spaltenindex ergibt $l_m \in [1; L_m]$. Da L_m für jedes statische Objekt \mathcal{S}_m unterschiedlich groß sein kann, ist die Anzahl der Punkte individuell für jedes statische Objekt m definiert. Beispielsweise werden die Spurmarkierungen in Abbildung 3.13 a jeweils durch zwei Punkte (schwarze Rechtecke) definiert. Die

Beschreibung mittels Polygonzügen birgt den Vorteil einer sehr hohen Flexibilität, da über eine ausreichende Diskretisierung beliebige offene wie auch geschlossene Formen abgebildet werden können. Dadurch fallen Abbildungsfehler zwischen realer Welt und Umfeldmodell kleiner aus als bei vordefinierte Formen, wie z.b. Rechtecke für Verkehrsinseln oder Klothoiden für Spurverläufe.

In der Menge der dynamischen Objekte \mathcal{U}_{Dyn} wird analog zu den statischen Objekten jedes einzelne dynamische Objekt über ein Tupel \mathcal{D}_n beschrieben:

$$\mathcal{U}_{\text{Dyn}} = \{\mathcal{D}_1, \dots, \mathcal{D}_n, \dots, \mathcal{D}_N\}. \quad (3.6)$$

Zur Indizierung dynamischer Objekte wird $n \in [1; N]$ verwendet, wobei N die Anzahl der erkannten, dynamischen Objekte der Verkehrssituation beschreibt. Jedes Tuple \mathcal{D}_n beschreibt ein dynamisches Objekt anhand von dessen dynamischem Objekttyp $\mathcal{T}_n^{\text{Dyn}}$, dem Zustandsvektor $\overrightarrow{z}_n^{\text{Dyn}}$ und den Unsicherheiten der Zustände $\sigma(\overrightarrow{z}_n^{\text{Dyn}})$.

$$\mathcal{D}_n := \left(\mathcal{T}_n^{\text{Dyn}}, \overrightarrow{z}_n^{\text{Dyn}}, \sigma(\overrightarrow{z}_n^{\text{Dyn}}) \right). \quad (3.7)$$

Der dynamische Objekttyp \mathcal{T}^{Dyn} ist auf die Menge an erkennbaren und prädierten Verkehrsteilnehmer limitiert:

$$\begin{aligned} \mathcal{T}^{\text{Dyn}} \in \{ & \text{Ego-Fahrzeug} \\ & \text{Fahrzeug} \\ & \text{Fußgänger} \}. \end{aligned} \quad (3.8)$$

Somit umfasst die Menge an erkennbaren und prädierten Verkehrsteilnehmern alle Objektklassen, welche im Rahmen dieser Dissertation betrachtet wurden. Da es keine konzeptionelle Limitierung dieser Menge gibt, ist eine Erweiterung mittels weiterer Modellierungsaufwände möglich. Der Zustandsvektor eines dynamischen Objekts \mathcal{U}_{Dyn} ist abhängig von dessen dynamischem Objekttyp \mathcal{T}^{Dyn} und ist definiert als:

$$\overrightarrow{z}_n^{\text{Dyn}} = \left[x_{0,n} \quad y_{0,n} \quad v_{0,n} \quad \psi_{0,n} \quad a_{x0,n} \quad a_{y0,n} \quad b_n \quad l_n \right] \text{ für } \mathcal{T}_n^{\text{Dyn}} \in \{ \text{Ego-Fahrzeug}, \text{Fahrzeug} \}, \quad (3.9)$$

$$\overrightarrow{z}_n^{\text{Dyn}} = \left[x_{0,n} \quad y_{0,n} \quad v_{0,n} \quad \psi_{0,n} \quad r_n \right] \text{ für } \mathcal{T}_n^{\text{Dyn}} = \text{Fußgänger}. \quad (3.10)$$

Die Größen $x_{0,n}$ und $y_{0,n}$ beschreiben die Position des Objektmittelpunkts. Die Geschwindigkeit und die Richtung des Objektes werden mittels $v_{0,n}$ und $\psi_{0,n}$ definiert. Als Grundform wird für Fahrzeuge ein Rechteck angenommen, welches über Breite b_n und Länge l_n definiert ist. Für die Grundform des Fußgängers wird hingegen ein Kreis angenommen, wobei r_n den Radius definiert. Für Fahrzeuge werden zudem mit $a_{x0,n}$ und $a_{y0,n}$ die Längs- und Querschleunigung verwendet.

Die Beschleunigungswerte $a_{x0,n}$ und $a_{y0,n}$ sind entsprechend ihrer fahrdynamischen Definition [81] im zugehörigen Fahrzeugkoordinatensystem zu verstehen, ebenfalls gilt dies für die jeweiligen Unsicherheiten $\sigma(\overrightarrow{z}_n^{\text{Dyn}})$. Die Auswahl der Größen im Zustandsvektor und der Grundform leitet sich aus den bereitgestellten Informationen detektierter Objekte aus der Objektfusion des Versuchsträgers ab.

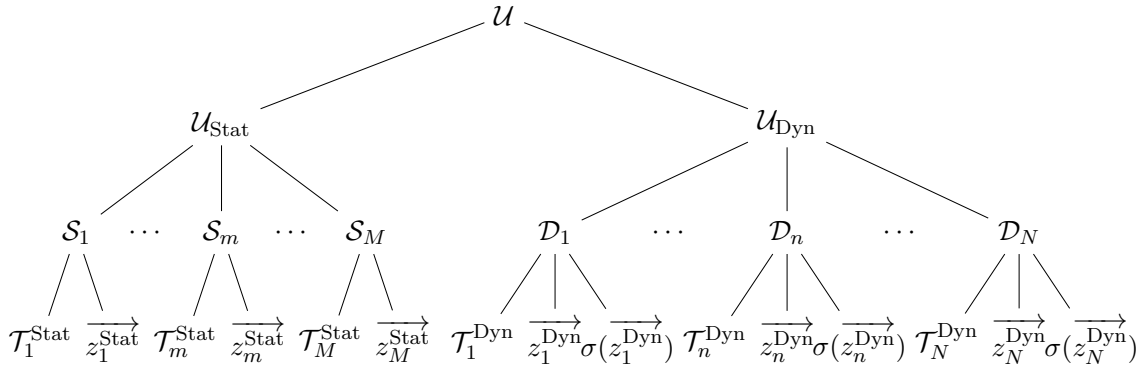


Abbildung 3.14.: Graphische Darstellung der hierarchischen Struktur des Umfeldmodells

Das Ego-Fahrzeug ist ebenfalls Teil der dynamischen Objektmenge \mathcal{U}_{Dyn} , da es jedoch während der Berechnung teilweise anders behandelt wird, verfügt es über einen eigenen dynamischen Objekttyp \mathcal{T}^{Dyn} .

Die Definition des Umfeldmodells inklusive der hierarchischen Aufteilung ist in Abbildung 3.14 graphisch dargestellt. Dabei ist es Ziel, dass Sensorik und Sensorfusion ein möglichst vollständiges Abbild des Umfelds liefern. Das Umfeldmodell verfügt aktuell lediglich über Abbildungsmöglichkeiten für Informationen, welche heute schon in Fahrzeugen zur Verfügung stehen. Es spricht jedoch nichts gegen eine zukünftige Erweiterung, sollten neue Technologien weitere relevante Informationen im Fahrzeug zur Verfügung stellen.

3.2.2. Definition des Belegungsmodells

Die sogenannten Belegungsräume definieren die sinnvoll möglichen Aufenthaltsräume aller anderen relevanten Verkehrsteilnehmer. Diese Belegungsräume eines Verkehrsteilnehmers sollen möglichst eine kleine Fläche belegen und trotzdem mit sehr hoher Sicherheit die reale zukünftige Position beinhalten. Da die genaue Berechnungs- und Beschreibungsmethodik des befahrbaren Raums an die Anforderungen der darauf basierenden Eigenbewegungsplanung bzw. Quer- und Längsregelung (Systemarchitektur in Abbildung 2.2) angepasst werden sollte, beschränkt sich die Beschreibung innerhalb dieser Arbeit auf die Bestimmung der Belegungsräume. Dieses Vorgehen erlaubt zudem das Verfahren dieser Arbeit mit anderen Verfahren aus dem Bereich der „overapproximated occupancy prediction“ zu vergleichen.

Zur Abbildung des Ergebnisses wird ein sogenanntes Belegungsmodell \mathcal{B} eingeführt, welches über eine vergleichbare hierarchische Struktur wie das Umfeldmodell verfügt. Dabei umfasst \mathcal{B} die Menge aller Belegungsräume Θ_n jedes einzelnen dynamischen Objekts \mathcal{D}_n , so dass gilt

$$\mathcal{B} = \{\Theta_1, \Theta_2, \dots, \Theta_n, \dots, \Theta_N\}. \quad (3.11)$$

Der Belegungsraum Θ_n eines einzelnen dynamischen Objekts \mathcal{D}_n wird aus einer Menge von Belegungen für jeden betrachteten Zeitpunkt $t_k \in [0, T]$ bis zur maximalen Vorausschauzeit T

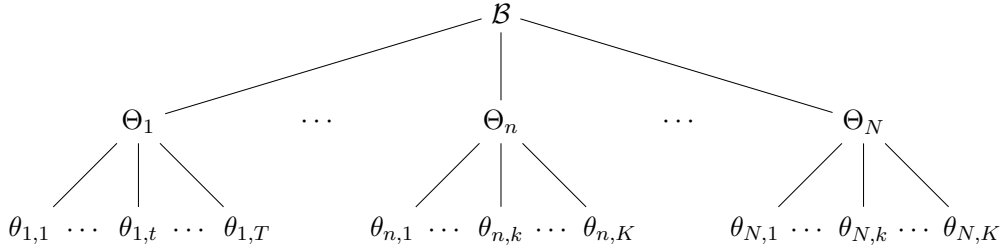


Abbildung 3.15.: Graphische Darstellung der hierarchischen Struktur des Belegungsmodells

gebildet:

$$\Theta_n = \{\theta_{n,1}, \dots, \theta_{n,k}, \dots, \theta_{n,K}\}, \quad (3.12)$$

wobei k der Index der diskretisierten Zeitpunkte des Verfahrens ist. Dabei ist Δt die Diskretisierungsweite und teilt die kontinuierliche Zeit in eine abzählbare Anzahl an Zeitpunkten t_k für die gilt

$$t_k = k \cdot \Delta t, \quad (3.13)$$

wobei $k \in [0, K] \wedge k \in \mathbb{N}$ ist. Die Gesamtanzahl K an betrachteten Zeitschritten ergibt sich dann aus der Vorhersagezeit T und Δt als $K = \frac{T}{\Delta t}$.

Eine einzelne Belegung $\theta_{n,k}$ ist damit abhängig vom betrachteten Zeitpunkt t_k und dem zugehörigen dynamischen Objekt n . Als flexible Beschreibungsform wird eine Menge von Polygonzug verwendet:

$$\theta_{n,k} = \left\{ \dots \left[\begin{array}{cccc} x_{n,k,1} & \dots & x_{n,k,r} & \dots & x_{n,k,R} \\ y_{n,k,1} & \dots & y_{n,k,r} & \dots & y_{n,k,R} \end{array} \right] \dots \right\}. \quad (3.14)$$

Indiziert werden die Punkte eines Polygonzugs jeweils mittels $r \in [1, R]$, wobei R die Anzahl an Punkten des Polygonzugs definiert. Die Beschreibung der einzelnen Belegungen mittels eines Polygonzugs bietet dabei den Vorteil, jegliche Form abbilden zu können. Die zusätzliche Abbildung mehrerer Polygonzüge in $\theta_{n,k}$, ist dabei zwingend notwendig um mehrdeutige Verhaltensweisen zu berücksichtigen - wie z.B. gleichzeitige Belegung von Links- und Rechtsabbiegeoptionen. Eine Übersicht des beschriebenen Belegungsmodells ist in Abbildung 3.15 dargestellt.

3.2.3. Aufgabendefinition der Verhaltensvorhersage

Nachdem nun Umfeldmodell und Belegungsmodell definiert sind, ergibt sich die Funktionsdefinition des Verfahrens als

$$\mathcal{B} = f_{\text{Prädiktion}}(\mathcal{U}, \mathcal{P}), \quad (3.15)$$

wobei \mathcal{P} die Menge aller einstellbaren Parameter des Verfahrens ist. Im Kapitel 5 *Validierung* wird die Parametermenge \mathcal{P} in tabellarischer Form dargestellt, bevor die erfolgreiche Umsetzung der Aufgabendefinition anhand von Simulationen, wissenschaftlichen Datensätzen und Daten aus dem Versuchsträger geprüft wird.

3.3. Annahmen zur verwendeten Quer- und Längsdynamik von Verkehrsteilnehmern

Dieses Kapitel beschreibt den Verhaltensanalyseschritt *Annahmen zur verwendeten Quer- und Längsdynamik*. Dabei wird das Verhalten von Fahrzeugen und Fußgängern untersucht, um Annahmen über deren Quer- und Längsdynamikverhalten zu entwickeln und zu validieren. Ziel dieser Annahmen ist es, die als relevant zu bewertenden Bewegungsoptionen möglichst stark einzuschränken. Dadurch müssen weniger Bewegungsoptionen in der Verhaltensvorhersage betrachtet werden und die Größe der Belegungsräume wird im Vergleich zu den physikalischen Bewegungsdynamikgrenzen bereits initial reduziert. Um das geforderte hohe Maß an Sicherheit gewährleisten zu können, dürfen die getroffenen Annahmen im Sinne ihrer Aussage nur selten verletzt werden.

Für jeden Verkehrsteilnehmer werden vor der eigentlichen Verhaltensanalyse die Steuergrößen für Quer- und Längsdynamik festgelegt. Der Begriff der Steuergröße leitet sich aus der Regelungstechnik bzw. der Modellbildung ab und beschreibt die Eingangsgröße des Stellglieds um ein System zu steuern. Übertragen auf diese Arbeit beschreiben die Steuergrößen eines Verkehrsteilnehmers dessen Eingangsgröße, um die zukünftige Quer- oder Längsbewegung zu steuern. Die definierten Steuergrößen sind somit jene Größen, welche bei der *Berechnung der zukünftigen möglichen Aufenthaltsorte* variiert werden, um die möglichen zukünftigen Aufenthaltsorte eines Verkehrsteilnehmers zu bestimmen. Entsprechend müssen die in diesem Verhaltensanalyseschritt definierten und validierten Annahmen eine Aussage über die verwendeten Steuergrößen eines Verkehrsteilnehmers treffen.

3.3.1. Untersuchungen zum Verhalten von Fahrzeugen

Zur Steuerung der Querdynamik des Fahrzeugs verwendet ein Fahrer den Lenkwinkel, dieser resultiert durch das Übertragungsverhalten von Lenkung und Fahrzeug in einer Querbeschleunigung, welche wiederum eine Querbewegung nach sich zieht. Sowohl der Lenkwinkel als auch die Querbeschleunigung kommen somit grundsätzlich als Steuergrößen für die Querdynamik infrage. Der Lenkwinkel ist zwar die eigentliche Stellgröße des Fahrers, ist jedoch für eine situationsübergreifende Betrachtung weniger geeignet, da sich das Intervall der typischen Lenkwinkel signifikanter über die Geschwindigkeit ändert. Zum Beispiel sind die typischen Lenkwinkel auf der Autobahn deutlich kleiner als im urbanen Verkehr. Die Querbeschleunigung wird zwar nicht direkt gestellt, ist jedoch die fahrdynamische Reaktion auf einen Lenkwinkel. Zudem wird die Querbeschleunigung vom Fahrer durch das Makulaorgan im Ohr wahrgenommen [102] und ist somit jene Größe, die der Fahrer auf einen gestellten Lenkwinkel wahrnimmt. Entsprechend wird für die Querdynamik von Fahrzeugen die Querbeschleunigung untersucht.

Für die Längsdynamik stehen zwei Steuergrößen zur Auswahl. Einerseits kann die Gas- bzw. Bremspedalstellung verwendet werden und andererseits die Längsbeschleunigung, welche aus dem Übertragungsverhalten von Motor, Getriebe und Fahrzeug resultiert. Da das Übertragungsverhalten von Motor und Getriebe beobachteter Fahrzeuge nicht bzw. nur sehr ungenau abgebildet

werden kann, ist die Verwendung der Gaspedalstellung für die spätere Modellbildung der Fahrzeugbewegung ungeeignet. Zudem ist die Längsbeschleunigung als fahrdynamische Reaktion auf eine Gas- bzw. Bremspedalstellung die Hauptrückkoppelgröße für den Autofahrer. Daher wird die Längsbeschleunigung zur Beschreibung der Längsdynamik verwendet.

Da die umfelderfassende Ego-Fahrzeugsensorik die Beschleunigungen eines beobachteten Fahrzeugs bereitstellen kann, bieten die Beschleunigungen als Steuergrößen zudem den Vorteil, dass der aktuell herrschende Beschleunigungszustand in den folgenden Annahmen berücksichtigt werden kann.

Bereits frühere Studien über die Quer- und Längsbeschleunigungen [74, 16] zeigen auf, dass die physikalisch mögliche Fahrdynamik durch den Fahrer nur extrem selten ausgeschöpft wird. Da diese Studien die Ergebnisse jedoch auf den Bereich der typischerweise verwendeten Fahrdynamikgrößen fokussieren, können daraus nur schwer detaillierte Annahmen über die Grenzwerte der verwendeten Beschleunigungen abgeleitet werden. Zudem sind die Studien nicht darauf ausgelegt, Annahmen für eine Verhaltensvorhersage abzuleiten, da Spezifika der Verhaltensvorhersage - wie der beobachtete Fahrzeugzustand und die limitierte Vorausschauzeit nicht betrachtet werden. Um eine bestmögliche Abbildung des Fahrerhaltens im Sinne der Verhaltensvorhersage zu erreichen, werden daher in dieser Arbeit neue Annahmen eingeführt und validiert werden.

EuroFot Datensatz

Die Validierung der Annahmen erfolgt auf Basis des EuroFot Datensatzes der Mercedes-Benz AG. Dieser Datensatz basiert auf den Messdaten von 15 Fahrzeugen des Typs W212, die zusammen eine summarische Fahrstrecke von 669.000 km zurücklegten. Insgesamt sind 90 Fahrer in dem Datensatz vertreten. Die Fahrzeuge wurden den Fahrern als Alltagsfahrzeuge bereitgestellt, dadurch umfasst der Datensatz naturgemäß das typische Fahrverhalten und gleichwohl eine realistische Verteilung über sehr viele Situationen. Mittels eines CAN-Bus Loggers wurden für den Datensatz alle sensorisch erfassten Daten aufgenommen, wozu auch Quer- und Längsbeschleunigung gehören. Der Datensatz umfasst 6800 Fahrstunden und ist mit einer Abtastrate von 0.02 Sekunden diskretisiert. Dadurch ergeben sich $1.2 \cdot 10^9$ Datenpunkte, welche für die folgende Validierung genutzt werden.

In einem Datenverarbeitungsprozess wurden alle Datenpunkte entfernt, bei denen das Fahrzeug sich im Stillstand befindet oder Längs- bzw. Querbeschleunigung sich außerhalb des physikalisch möglichen Intervalls von $\pm 10 \frac{m}{s^2}$ liegen, da durch einen unrealistisch großen Beschleunigungswert invalide Messdaten signalisiert werden.

Untersuchung der Querdynamik von Fahrzeugen

Ziel der folgenden Annahmen ist es, das Intervall der zu betrachtenden Querbeschleunigung a_y möglichst stark einzuschränken. Jedoch dürfen diese Annahmen nur selten durch das reale Fahrerhalten verletzt werden. Da nicht bekannt ist, welche Annahme dieses Ziel am besten erreicht, werden in diesem Kapitel vier Annahmen eingeführt und anschließend validiert. Jede Annahme erlaubt die Einführung eines „*Natürlichen Querbeschleunigungsintervalls*“ $I_{NQB}(a_{y,NQB}) = [-a_{y,NQB}; +a_{y,NQB}]$ und beschreibt damit, dass Fahrer ausschließlich die im

Intervall enthaltenen Querbeschleunigungen verwenden. Der Fehler der Annahme kann durch die Häufigkeit der Verletzungen $V(a_{y,NQB})$ des Intervalls $I_{NQB}(a_{y,NQB})$ quantifiziert werden. Da die maximal erlaubte Häufigkeit der Verletzungen $V(a_{y,NQB})$ nicht vorab bereits auf einen definierten Wert beschränkt sein soll, wird $V(a_{y,NQB})$ für alle $a_{y,NQB}$ innerhalb des physikalisch möglichen Raums von $[0, \frac{m}{s^2}, 10 \frac{m}{s^2}]$ bestimmt.

Annahme 1 zur Querbewegung von Fahrzeugen: Fahrer vermeiden Querbeschleunigungen außerhalb des „Natürlichen Querbeschleunigungsintervalls“ I_{NQB} . Diese Annahme basiert auf den Ergebnissen existierender Studien, welche bereits andeuten, dass Fahrer hohe Querbeschleunigungen nur selten verwenden.

Annahme 2 zur Querbewegung von Fahrzeugen: Fahrer vermeiden innerhalb der Prädiktionszeit Querbeschleunigungen außerhalb des „Natürlichen Querbeschleunigungsintervalls“ I_{NQB} relativ zu ihrer aktuell herrschenden Querbeschleunigung. Da jede Querbeschleunigungsänderung mit einem Ruck verbunden ist, kann angenommen werden, dass Fahrer zwar ein hohes Querbeschleunigungslevel akzeptieren, jedoch vermeiden, ihre Querbeschleunigung signifikant in kurzer Zeit zu ändern. In Folge dessen verwenden Fahrer ausschließlich Querbeschleunigung innerhalb eines kleinen und relativ zur aktuell herrschenden Querbeschleunigung definierten Intervalls.

Annahme 3 zur Querbewegung von Fahrzeugen: Die resultierende Querbewegung aufgrund der Querbeschleunigung bleibt für die Prädiktionszeit innerhalb der Querbewegungslimitierungen, welche durch das „Natürliche Querbeschleunigungsintervall“ I_{NQB} definiert werden. Letztendlich ist für eine Verhaltensvorhersage nicht die Querbeschleunigung sondern die Querbewegung relevant. Entsprechend kann auch die Querbewegung als Bewertungskriterium verwendet werden. Damit können kurzzeitig auch höhere Querbeschleunigungen auftreten, ohne zu einer Verletzung der Annahme zu führen, so lange der gefahrene Querbeschleunigungsverlauf nicht zum Verlassen der durch $a_{y,NQB}$ definierten Querbewegungslimitierungen führt.

Annahme 4 zur Querbewegung von Fahrzeugen: Die resultierende Querbewegung aufgrund der Querbeschleunigung bleibt für die Prädiktionszeit innerhalb der Querbewegungslimitierungen, welche durch das „Natürliche Querbeschleunigungsintervall“ I_{NQB} relativ zur aktuell herrschenden Querbeschleunigung definiert werden. Diese Annahme ist vergleichbar mit Annahme 3, jedoch wird $a_{y,NQB}$ nicht absolut verwendet, sondern ist relativ zur aktuell herrschenden Querbeschleunigung definiert. Damit wird wie bei Annahme 2 eine Limitierung der Änderungsgeschwindigkeit der Querbeschleunigung angenommen.

Im Folgenden wird im Detail erläutert, wie anhand des EuroFot Datensatzes die Häufigkeiten der Verletzungen $V(a_{y,NQB})$ der obigen Annahmen anhand des EuroFot Datensatzes berechnet werden. Auf Basis dieser Verletzungshäufigkeiten werden die Annahmen bewertet.

Validierung von Annahme 1 zur Querbewegung von Fahrzeugen

Für die Annahme 1 wird die Häufigkeit der Verletzungen $V_1(a_{y,NQB})$ in zwei Schritten berechnet. Zuerst wird die relative Häufigkeit [83] (Histogramm) der verwendeten Querbeschleunigungen $H(|a_y|)$ bestimmt. Da die Richtung der Querbewegung für das symmetrische Intervall I_{NQB} nicht relevant ist, wird der Betrag der Querbeschleunigungen betrachtet. Im zweiten Schritt kann die

3. Überapproximative Verhaltensvorhersage zur Bestimmung der Belegungsräume

Häufigkeit der Verletzungen $V_1(a_{y,\text{NQB}})$ als die Summe der relativen Häufigkeiten aller größeren Querbeschleunigungen als $a_{y,\text{NQB}}$ bestimmt werden, wodurch sich ergibt

$$V_1(a_{y,\text{NQB}}) = \sum_{a_y: a_y > a_{y,\text{NQB}}} H(|a_y|). \quad (3.16)$$

Das Ergebnis der Validierung von Annahme 1 ist in Abbildung 3.16 dargestellt. Dabei ist zu erkennen, dass - wie zu erwarten - eine signifikante Reduzierung der Häufigkeit der Verletzungen $V_1(a_{y,\text{NQB}})$ bei zunehmender Größe des Intervalls I_{NQB} auftritt. Für eine geforderte Häufigkeit der Verletzungen von $V_1(a_{y,\text{NQB}}) < 0.1\%$ ergibt sich beispielsweise ein $a_{y,\text{NQB}}$ von $4 \frac{\text{m}}{\text{s}^2}$.

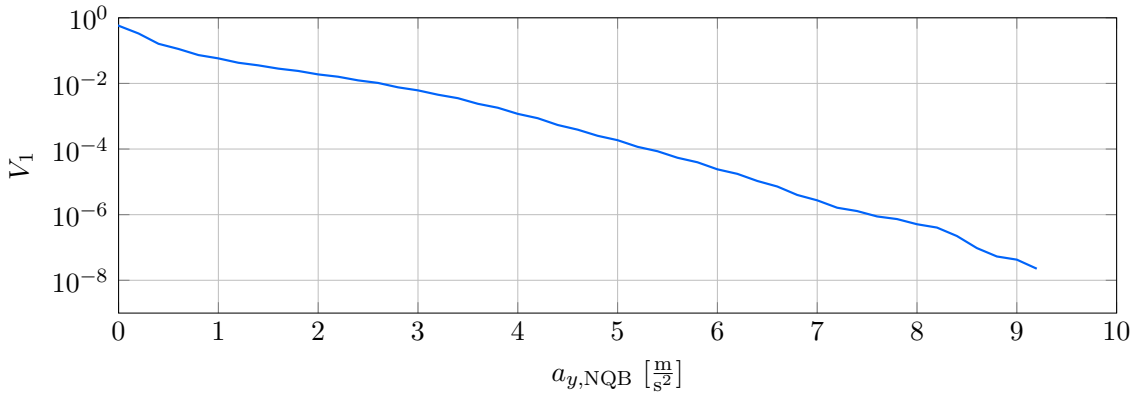


Abbildung 3.16.: Validierung von Annahme 1 zur Querbewegung von Fahrzeugen

Validierung von Annahme 2 zur Querbewegung von Fahrzeugen

Um das Querbeschleunigungsintervall relativ zur aktuell herrschenden Querbeschleunigung $a_y(0)$ zu validieren wird zuerst die maximale Änderung der Querbeschleunigung innerhalb der Prädiktionzeit T bestimmt

$$\Delta a_{y,\text{max}}(T) = \max_{t \in [0;T]} |a_y(t) - a_y(0)|. \quad (3.17)$$

Zur Vereinfachung der Beschreibung wird der aktuell untersuchte Zeitpunkt im Datensatz in allen folgenden Diskussionen als $t = 0 \text{ s}$ betrachtet. Analog zur Validierung der Annahme 1 wird die Häufigkeit der Querbeschleunigungsänderung $H(\Delta a_{y,\text{max}}(T))$ bestimmt. Die relative Häufigkeit der Verletzungen von Annahme 2 $V_2(a_{y,\text{NQB}}, T)$ ergibt sich dann, als die Summe der relativen Häufigkeiten aller Querbeschleunigungsänderungen größer als ein definiertes $a_{y,\text{NQB}}$:

$$V_2(a_{y,\text{NQB}}, T) = \sum_{\substack{\Delta a_{y,\text{max}}: \\ \Delta a_{y,\text{max}} > a_{y,\text{NQB}}}} H(\Delta a_{y,\text{max}}(T)). \quad (3.18)$$

Da die genaue Prädiktionzeit T des Verfahrens nicht auf einen festen Wert eingeschränkt werden soll, wird das Ergebnis für verschiedene Prädiktionzeiten $T \in \{1\text{s}, 2\text{s}, 3\text{s}, 4\text{s}, 5\text{s}\}$ berechnet. Das resultierende Ergebnis ist in Abbildung 3.17 dargestellt. Abgesehen von einer sehr kurzen Prädiktionzeit von 1 Sekunde, wird die Annahme 2 häufiger verletzt als die Annahme 1. Bei einer geforderten relativen Häufigkeit der Verletzungen von $V_2(a_{y,\text{NQB}}) < 0.1\%$ wäre zwar ein $a_{y,\text{NQB}} = 3.5 \frac{\text{m}}{\text{s}^2}$ für eine Prädiktionzeit von 1 Sekunde eine leichte Verbesserung, jedoch ist für eine Prädiktionzeit von 5 Sekunden ein $a_{y,\text{NQB}} = 7.3 \frac{\text{m}}{\text{s}^2}$ signifikant größer.

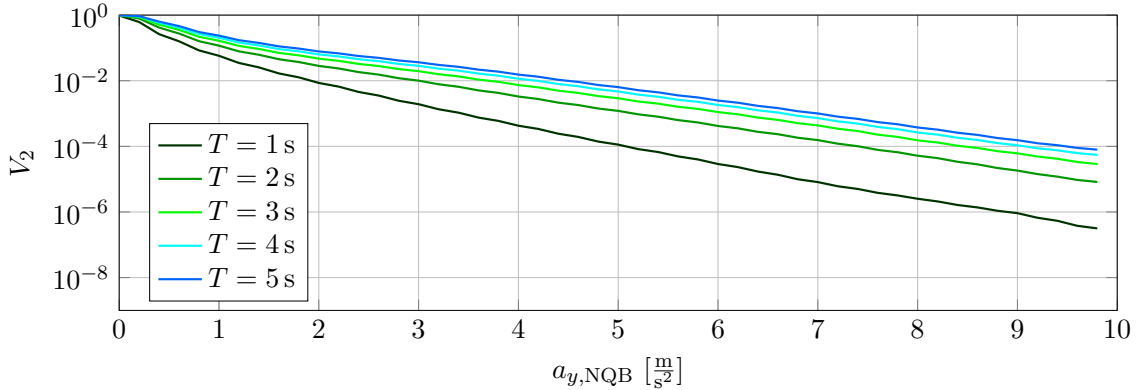


Abbildung 3.17.: Validierung von Annahme 2 zur Querbewegung von Fahrzeugen

Validierung von Annahme 3 zur Querbewegung von Fahrzeugen

Zur Validierung von Annahme 3 muss geprüft werden, ob der Querbeschleunigungsverlauf innerhalb der Vorausschauzeit die Querbewegungslimitierung basierend auf $a_{y,NQB}$ überschreitet. Für diese Prüfung wird einerseits $a_{y,NQB}$ in eine obere und untere Querbewegungslimitierung umgerechnet und andererseits die zu prüfende Querbewegung aus dem gemessenen Querbeschleunigungsverlauf berechnet. Dazu wird mittels eines Doppelintegrals der Querbeschleunigung über die Zeit die Querbewegung aus der Querbeschleunigung berechnet. Entsprechend ergeben sich die folgenden Gleichungen für die Querbewegung y_{real} und die Querbewegungslimitierungen y_{unter} , y_{ober}

$$y_{real}(t) = \int_0^t \int_0^t a_y(t_s) dt_s dt_s, \quad (3.19)$$

$$y_{ober}(a_{y,NQB}, t) = \int_0^t \int_0^t a_{y,NQB} dt_s dt_s \quad (3.20)$$

$$y_{unter}(a_{y,NQB}, t) = \int_0^t \int_0^t -1 \cdot a_{y,NQB} dt_s dt_s. \quad (3.21)$$

Das Ergebnis dieser Berechnung ist exemplarisch für 3 verschiedene Querbeschleunigungsverläufe (rot, gelb, grün) in Abbildung 3.18 dargestellt. Zur Überprüfung der Annahme wird untersucht, ob sich die Querbeschleunigungsverläufe zu jeder Zeit innerhalb der in schwarz dargestellten Querbewegungslimitierungen befinden. In dem Beispiel erfüllt somit lediglich der grüne Querbewegungsverlauf die Annahme. Mathematisch wird diese Überprüfung anhand zweier binärer Vergleichsvariablen umgesetzt. Für die obere Querbewegungslimitierung wird e_{ober} eingeführt und für die untere Querbewegungslimitierung e_{unter} . Diese Vergleichsvariablen werden wie folgt berechnet

$$e_{ober}(a_{y,NQB}, T) = \begin{cases} 1 & y_{real}(t) < y_{ober}(a_{y,NQB}, t) \forall t \in [0; T], \\ 0 & \text{sonst;} \end{cases} \quad (3.22)$$

$$e_{unter}(a_{y,NQB}, T) = \begin{cases} 1 & y_{real}(t) > y_{unter}(a_{y,NQB}, t) \forall t \in [0; T], \\ 0 & \text{sonst.} \end{cases} \quad (3.23)$$

3. Überapproximative Verhaltensvorhersage zur Bestimmung der Belegungsräume

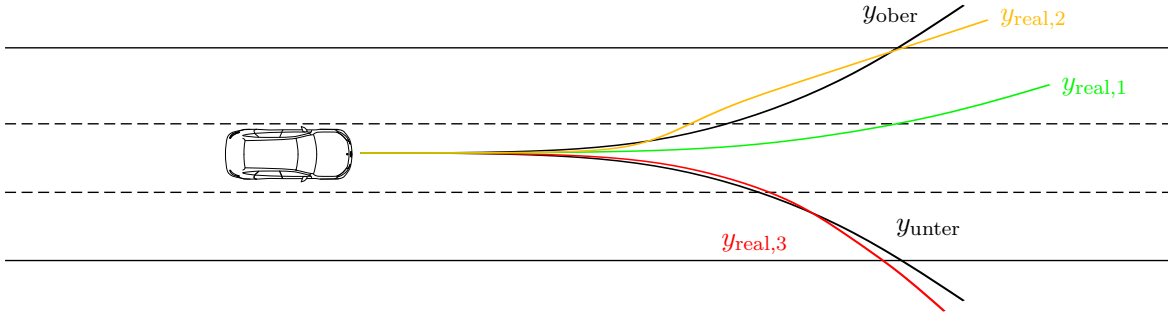


Abbildung 3.18.: Exemplarische Darstellung dreier realer Querbewegungsverläufe y_{real} im Vergleich zu den Querbewegungslimitierungen y_{ober} und y_{unter} für Annahme 3

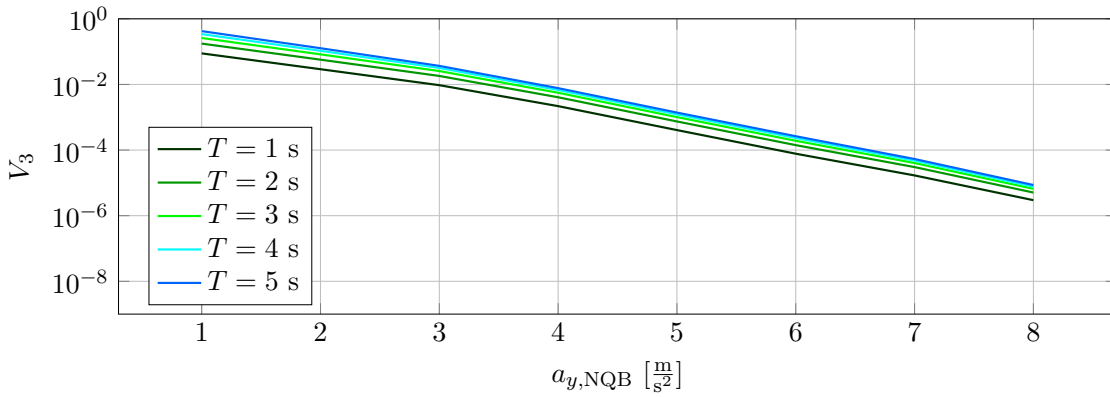


Abbildung 3.19.: Validierung der Annahme 3 zur Querbewegung von Fahrzeugen basierend auf $a_{y,NQB}$

Da die Vergleichsvariablen e_{ober} und e_{unter} bei einer Verletzung der entsprechenden Querbewegungslimitierung 0 werden, gibt die Variable e durch Überprüfung eines Und-Operators von e_{ober} und e_{unter} an, ob sich der Querbeschleunigungsverlauf innerhalb der Querbewegungslimitierung befindet.

$$e(a_{y,NQB}, T) = \begin{cases} 1 & e_{unter}(a_{y,NQB}, T) = 1 \wedge e_{ober}(a_{y,NQB}, T) = 1, \\ 0 & \text{sonst.} \end{cases} \quad (3.24)$$

Die Häufigkeit der Verletzungen von Annahme 3 für ein definiertes $a_{y,NQB}$ entspricht dann der relativen Häufigkeit dafür, dass die Vergleichsvariable $e(a_{y,NQB}, T) = 0$ ist

$$V_3(a_{y,NQB}, T) = H(e(a_{y,NQB}, T) = 0). \quad (3.25)$$

Abbildung 3.19 stellt die Ergebnisse der Validierung dar. Diese Ergebnisse zeigen, dass die Annahme 3 das Verhalten des Fahrers schlechter abbildet als die bereits untersuchten Annahmen 1 und 2. Eine geforderte Häufigkeit der Verletzungen von 0.1% wird erst bei einem $a_{y,NQB} = 4.5 \frac{m}{s^2}$ erreicht. Damit ist $a_{y,NQB}$ um $0.5 \frac{m}{s^2}$ größer, als bei der bisher am besten geeigneten Annahme 1.

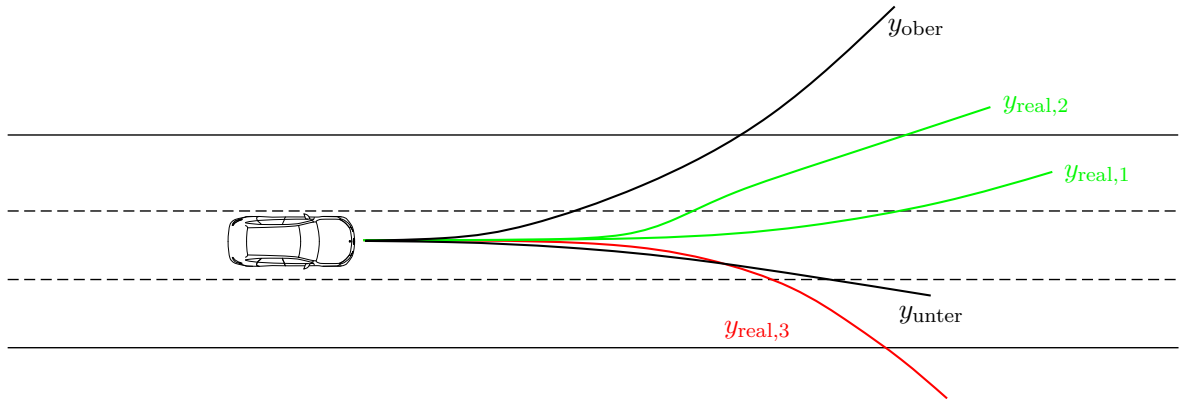


Abbildung 3.20.: Exemplarische Darstellung dreier realer Querbewegungsverläufe y_{real} im Vergleich zu den Querbewegungslimitierungen y_{ober} und y_{unter} für Annahme 4

Validierung von Annahme 4 zur Querbewegung von Fahrzeugen

Die Validierung von Annahme 4 ist analog zu Annahme 3, allerdings werden die Querbewegungslimitierungen nicht absolut, sondern durch additive Hinzunahme der aktuell herrschenden Querbeschleunigung $a_y(0)$ berechnet. Dadurch verändern sich die Gleichungen 3.20 und 3.21 aus Annahme 3 zu

$$y_{ober}(a_{y,NQB}, t) = \int_0^t \int_0^t (a_{y,NQB} + a_y(0)) dt_s dt_s, \quad (3.26)$$

$$y_{unter}(a_{y,NQB}, t) = \int_0^t \int_0^t (-1 \cdot a_{y,NQB} + a_y(0)) dt_s dt_s. \quad (3.27)$$

Der Unterschied wird in Abbildung 3.20 nochmals anhand einer exemplarischen Skizze verdeutlicht. Die Begrenzungen y_{ober} und y_{unter} sind in diesem Beispiel nach oben verschoben, da das Fahrzeug einer aktuell herrschenden Querbeschleunigung von $a_y(0) \neq 0$ ausgesetzt ist. Die Häufigkeit der Verletzungen ergibt sich dann analog zu Annahme 3, durch die Bestimmung der relativen Häufigkeit von $e = 0$ für ein definiertes $a_{y,NQB}$:

$$V_4(a_{y,NQB}, T) = H(e(a_{y,NQB}, T) = 0). \quad (3.28)$$

Die Ergebnisse der Validierung von Annahme 4 in Abbildung 3.21 zeigen, dass nahezu immer ein kleineres $a_{y,NQB}$ benötigt wird als bei den bisher untersuchten Annahmen. Bei einer Prädiktionszeit von 1 Sekunde wird lediglich ein $a_{y,NQB} = 1.4 \frac{m}{s^2}$ benötigt um eine Häufigkeit der Verletzungen von 0.1% zu erreichen. Bei der maximalen Prädiktionszeit von 5 Sekunden resultiert eine Häufigkeit der Verletzungen von 0.1% bei einem $a_{y,NQB}$ von $3.5 \frac{m}{s^2}$ und daraus resultiert ein kleineres Intervall als bei jeder anderen Annahme. Lediglich bei einer geforderten Häufigkeit der Verletzungen von unter 0.001% in Kombination mit einer langen Prädiktionszeit von 5 Sekunden ist Annahme 1 überlegen. Annahme 4 bietet jedoch für die Verwendung in einem Verhaltensvorhersageansatz einen weiteren Vorteil gegenüber Annahme 1: Bei Annahme 1 ist das „Natürliche Querbeschleunigungsintervall“ unabhängig von der aktuell herrschenden Querbeschleunigung definiert. Daraus ergibt sich das Risiko, dass die aktuell herrschende Querbeschleunigung eines Fahrzeugs die

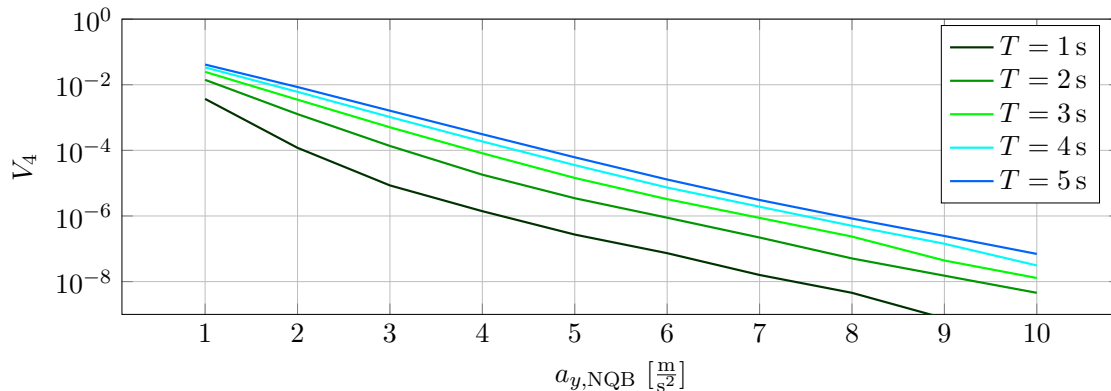


Abbildung 3.21.: Validierung der Annahme 4 zur Querbewegung von Fahrzeugen

Grenzen des „Natürlichen Querschleunigungsintervalls“ bereits überschreitet und damit die Annahme verletzt. Bei Annahme 4 hingegen ist das „Natürliche Querschleunigungsintervall“ relativ zur aktuell herrschenden Querschleunigung definiert. Dadurch kann Annahme 4 nicht durch einen bestimmten initialen Zustand des beobachteten Fahrzeugs verletzt werden. Dieser Vorteil und das in weiten Bereichen kleinere „Natürliche Querschleunigungsintervall“ führen zu dem Schluss, dass Annahme 4 für diese Arbeit am besten geeignet ist.

Untersuchung der Längsdynamik

Analog zur Querdynamik ist auch bei der Untersuchung der Längsdynamik das Ziel, Annahmen über den Fahrer zu definieren, welche die zu betrachtenden Längsbeschleunigungen möglichst stark reduzieren und gleichzeitig nur sehr selten durch das reale Verhalten verletzt werden. Entsprechend wird analog zur Querdynamik ein „Natürliches Längsbeschleunigungsintervall“ $I_{NLB} = [\check{a}_{x,NLB}; \hat{a}_{x,NLB}]$ definiert. Im Vergleich zur Querdynamik, muss jedoch von einem Unterschied im Verhalten zwischen Beschleunigen und Bremsen ausgegangen werden, da z.B. die Motorleistung die maximale Beschleunigung limitiert. Entsprechend ist I_{NLB} kein symmetrisches Intervall, welches durch einem Wert definiert wird, sondern basiert auf den zwei Grenzwerten $\check{a}_{x,NLB}$ und $\hat{a}_{x,NLB}$.

Für die folgenden Untersuchungen werden die vier Annahmen der Querdynamik auf die Längsdynamik übertragen. Anstelle jedoch noch einmal alle vier Annahmen im Detail zu diskutieren werden lediglich die Annahmen 1 und 4 erläutert, da diese Annahmen zu den besten Ergebnissen führen. Die Häufigkeit der Verletzung für die Annahmen 2 und 3 ist im Anhang A dargestellt. Entsprechend ergeben sich die folgenden Annahmen für die Untersuchung der Längsdynamik von Fahrzeugen:

Annahme 1 zur Längsdynamik von Fahrzeugen: Fahrer vermeiden Längsbeschleunigung außerhalb des „Natürlichen Längsbeschleunigungsintervalls“ I_{NLB} .

Annahme 4 zur Längsdynamik von Fahrzeugen: Die resultierende Längsbewegung aufgrund der

Längsbeschleunigung bleibt für die Prädiktionszeit innerhalb der Längsbewegungslimitierungen, welche durch das „Natürliche Längsbeschleunigungsintervall“ I_{NLB} relativ zur aktuell herrschenden Längsbeschleunigung definiert werden.

Die Berechnung ist weitestgehend analog zur Untersuchung der Querdynamik. Aufgrund der Asymmetrie von I_{NLB} ist das Intervall jedoch von zwei Parametern abhängig. Entsprechend ist auch die Häufigkeit der Verletzung sowohl von $\check{a}_{x,NLB}$ als auch von $\hat{a}_{x,NLB}$ abhängig. Damit die Häufigkeit der Verletzung $V(\check{a}_{x,NLB}, \hat{a}_{x,NLB})$ für jede Kombination des Intervalls I_{NLB} aus unterer und oberer Intervallgrenze zur Verfügung steht, wird im Folgenden immer die Häufigkeit der Verletzung der unteren Intervallgrenze $\check{V}(\check{a}_{x,NLB})$ und die Häufigkeit der Verletzung der oberen Intervallgrenze $\hat{V}(\hat{a}_{x,NLB})$ angegeben. Die Häufigkeit der Verletzung $V(\check{a}_{x,NLB}, \hat{a}_{x,NLB})$ für ein beliebig definiertes Intervall ergibt sich dann durch Addition als:

$$V(\check{a}_{x,NLB}, \hat{a}_{x,NLB}) = \hat{V}(\hat{a}_{x,NLB}) + \check{V}(\check{a}_{x,NLB}). \quad (3.29)$$

Validierung von Annahme 1 zur Längsbewegung von Fahrzeugen

Zur Bestimmung der relativen Häufigkeiten der Verletzungen $\check{V}_1(\check{a}_{x,NLB})$ und $\hat{V}_1(\hat{a}_{x,NLB})$ wird ein Histogramm über die Häufigkeit der verwendeten Längsbeschleunigungen $H(a_x(t))$ gebildet. Um zwischen Bremsen und Beschleunigen unterscheiden zu können, wird das Histogramm mit dem vorzeichenbehafteten Beschleunigungswert berechnet. Aus dem Histogramm ergeben sich die relativen Häufigkeiten der Verletzungen $\check{V}_1(\check{a}_{x,NLB})$ als die Summe der Häufigkeit aller Längsbeschleunigungen kleiner als $\check{a}_{x,NLB}$ und $\hat{V}_1(\hat{a}_{x,NLB})$ als die Summe der Häufigkeit aller Längsbeschleunigungen größer als $\hat{a}_{x,NLB}$:

$$\hat{V}_1(\hat{a}_{x,NLB}) = \sum_{a_x: a_x > \hat{a}_{x,NLB}} H(a_x). \quad (3.30)$$

$$\check{V}_1(\check{a}_{x,NLB}) = \sum_{a_x: a_x < \check{a}_{x,NLB}} H(a_x). \quad (3.31)$$

Das Ergebnis der Validierung von Annahme 1 ist in Abbildung 3.22 dargestellt. Dabei wird der Unterschied zwischen Bremsen und Beschleunigungen dadurch sichtbar, dass die relative Häufigkeit der Verletzung von \hat{V}_1 aufgrund der limitierten Motorleistung eines Fahrzeugs deutlich schneller abfällt als \check{V}_1 . Für den späteren exemplarischen Vergleich mit Annahme 4, wird das Intervall I_{NLB} beispielhaft für eine geforderte relative Häufigkeit der Verletzung $V_1 = 0.01\%$ basierend auf $\check{V}_1 = 0.005\%$ und $\hat{V}_1 = 0.005\%$ bestimmt, woraus sich ergibt: $I_{NLB} = [-4.1 \frac{m}{s^2}; 3.6 \frac{m}{s^2}]$.

Validierung von Annahme 4 zur Längsbewegung von Fahrzeugen

Für die Validierung von Annahme 4 werden analog zur Querdynamik die resultierende Bewegung sowie die Bewegungslimitierungen mittels eines Doppelintegrals über die Zeit berechnet:

$$x_{real}(t) = \int_0^t \int_0^t a_x(t_s) dt_s dt_s, \quad (3.32)$$

$$x_{ober}(\hat{a}_{x,NLB}, t) = \int_0^t \int_0^t (\hat{a}_{x,NLB} + a_x(0)) dt_s dt_s, \quad (3.33)$$

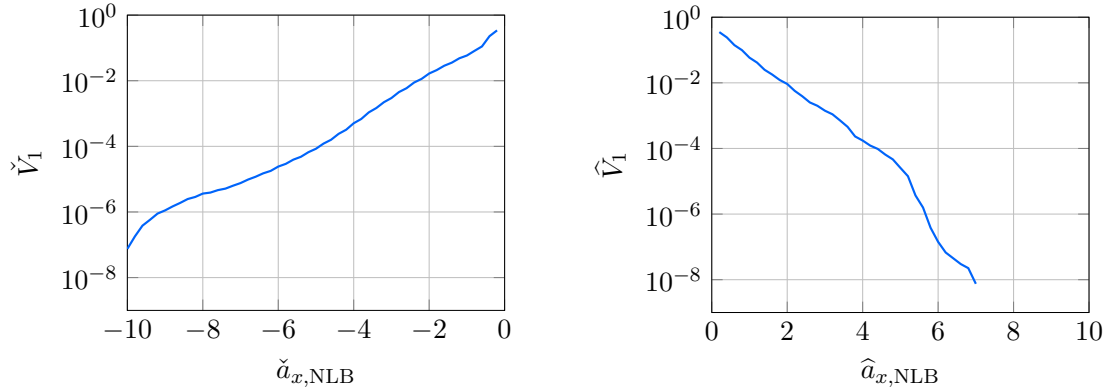


Abbildung 3.22.: Validierung der Annahme 1 zur Längsbewegung von Fahrzeugen

$$x_{\text{unter}}(\check{a}_{x,NLB}, t) = \int_0^t \int_0^t (\check{a}_{x,NLB} + a_x(0)) dt_s dt_s. \quad (3.34)$$

Zur Bewertung, ob die reale Bewegung x_{real} innerhalb der Bewegungslimitierungen liegt, wird jeweils eine Vergleichsvariable e_{ober} für die obere Bewegungslimitierung und eine Vergleichsvariable e_{unter} für die untere Bewegungslimitierung mittels der folgenden Gleichungen berechnet.

$$e_{\text{ober}}(\hat{a}_{x,NLB}, T) = \begin{cases} 1 & x_{real}(t) < x_{\text{ober}}(\hat{a}_{x,NLB}, t) \quad \forall t \in [0; T] \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (3.35)$$

$$e_{\text{unter}}(\check{a}_{x,NLB}, T) = \begin{cases} 1 & x_{real}(t) > x_{\text{unter}}(\check{a}_{x,NLB}, t) \quad \forall t \in [0; T] \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (3.36)$$

Da die Häufigkeiten der Verletzungen jeweils für die obere und untere Grenze des Intervalls einzeln angegeben werden, wird keine Kombination wie bei der Betrachtung der Querbewegung durch Gleichung 3.24 benötigt. Stattdessen entspricht die relative Häufigkeit der Verletzung jeweils der relativen Häufigkeit aller Datenpunkte, bei denen die jeweilige Vergleichsvariable ($e_{\text{ober}}/e_{\text{unter}}$) gleich 0 ist:

$$\hat{V}_4(\hat{a}_{x,NLB}, T) = H(e_{\text{ober}}(\hat{a}_{x,NLB}, T) = 0), \quad (3.37)$$

$$\check{V}_4(\check{a}_{x,NLB}, T) = H(e_{\text{unter}}(\check{a}_{x,NLB}, T) = 0). \quad (3.38)$$

Bei der Berechnung wird zusätzlich eine in den Formeln nicht abgebildete Bedingung sichergestellt: Ein Bewegungsverlauf, der sowohl die obere als auch die untere Bewegungslimitierung verletzt, wird lediglich einmal bei der zeitlich ersten Verletzung einer Bewegungslimitierung gezählt.

Die Ergebnisse sind in der Abbildung 3.23 dargestellt. Für die bereits bei Annahme 1 diskutierte Forderung einer Häufigkeit der Verletzung von $V_4 = 0.01\%$ basierend auf $\check{V}_4 = 0.005\%$ und $\hat{V}_4 = 0.005\%$ ergibt sich bei einer Prädiktionszeit von 1 Sekunde $I_{NLB} = [-1.6 \frac{m}{s^2}; 1.3 \frac{m}{s^2}]$, bei einer Prädiktionszeit von 3 Sekunden $I_{NLB} = [-2.3 \frac{m}{s^2}; 2.1 \frac{m}{s^2}]$ und bei einer Prädiktionszeit von 5 Sekunden $I_{NLB} = [-2.8 \frac{m}{s^2}; 2.6 \frac{m}{s^2}]$. Damit erlaubt Annahme 4 sogar bei der höchsten betrachteten Prädiktionszeit ein kleineres Intervall I_{NLB} zu verwenden als bei Annahme 1. Annahme 4 kann

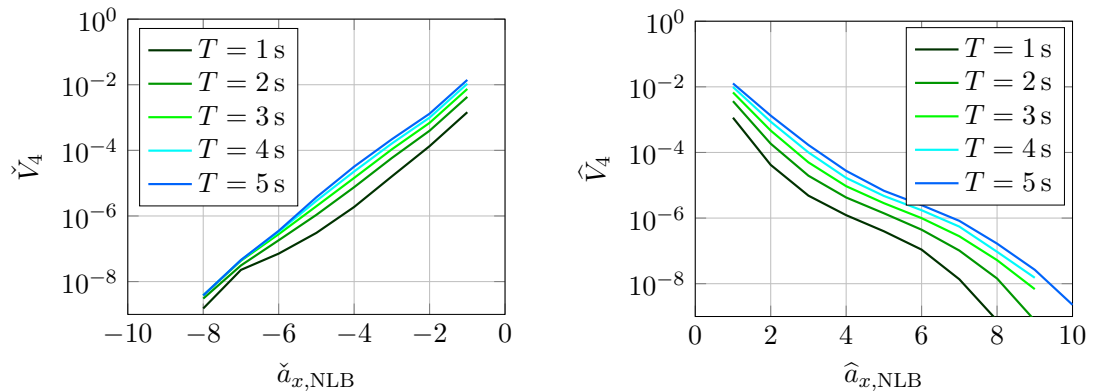


Abbildung 3.23.: Validierung der Annahme 4 zur Längsbewegung von Fahrzeugen

zudem unabhängig vom gemessenen Fahrzeugzustand angewendet werden, da das „Natürliche Längsbeschleunigungsintervall“ relativ zur aktuell herrschenden Längsbeschleunigung bestimmt wird. Bei Annahme 1 hingegen können Längsbeschleunigungen beobachtet werden, welche direkt das Längsbeschleunigungsintervall verletzen und somit alternativ behandelt werden müssen. Entsprechend ist auch für die Längsbeschleunigung ebenfalls Annahme 4 am besten geeignet.

Abhängigkeiten zwischen Längs- und Querdynamik

In den vorausgegangenen zwei Kapiteln wurden Längs- und Querdynamik unabhängig voneinander betrachtet. Allerdings hängen diese beiden Größen durch die maximale Kraftübertragung des Reifens zusammen. Da ein Reifen gleichzeitig die Seitenführungskraft (Querrichtung) und die Brems- bzw. Antriebskraft (Längsrichtung) auf die Straße übertragen muss, dürfen diese zusammen die maximale Kraftübertragung nicht überschreiten. Dieser Zusammenhang wird in der Fahrdynamik anhand des Kammschen-Kreises dargestellt [20]. Die bisherigen Untersuchungen der Längs- und Querdynamik zeigen jedoch, dass Fahrer mit hoher Sicherheit nur sehr niedrige Quer- und Längsbeschleunigungen verwenden. Diese niedrigen Beschleunigungen sind zumindest bei trockener Straße weit von der physikalischen Limitierung des Reifens entfernt. Daher ist der physikalische Zusammenhang zwischen Quer- und Längsbeschleunigung für diese Arbeit vernachlässigbar.

Jedoch deuten Ergebnisse anderen Studien über das Fahrerverhalten darauf hin, dass Fahrer hohe Längsbeschleunigungen bei hohen Querbeschleunigungen vermeiden [16]. Dieses Wissen über das Fahrerverhalten könnte ebenfalls genutzt werden, um mittels geeigneter Annahmen die zu betrachtenden Bewegungsmöglichkeiten zu reduzieren. Da die Studie [16] jedoch lediglich auf 24 Personen und einer gesamten Fahrzeit von 35 Stunden limitiert ist, soll die Abhängigkeit zwischen Längs- und Querbeschleunigung in dieser Arbeit anhand des umfangreicheren EuroFot Datensatzes nochmals im Detail untersucht werden. Dazu wird die normierte Häufigkeit einer definierten Längsbeschleunigung jeweils für eine definierte, gleichzeitig auftretende Querbeschleunigung berechnet.

3. Überapproximative Verhaltensvorhersage zur Bestimmung der Belegungsräume

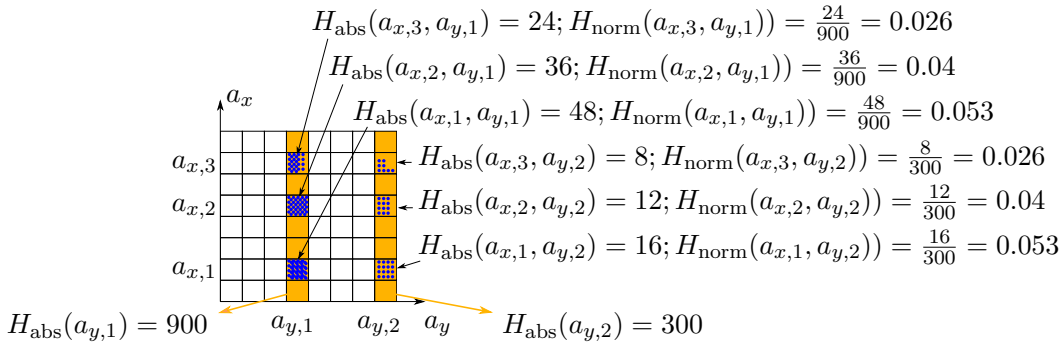


Abbildung 3.24.: Skizze zur Berechnung der normierten Häufigkeit eines definierten Wertes von a_x in Abhängigkeit eines gleichzeitig auftretenden a_y

Durch die Variation der gleichzeitig auftretenden Querschleunigung kann die Abhängigkeit zwischen Längs- und Querschleunigung dargestellt werden. Würden Fahrer hohe Längsbeschleunigungen vermeiden, wenn gleichzeitig hohe Querschleunigungen auftreten, so müsste sich mit gleichzeitig auftretender zunehmender Querschleunigung die relative Häufigkeit einer definierten Längsbeschleunigung reduzieren.

Die Berechnung der normierten Häufigkeit $H_{norm}(a_x, a_y)$ einer definierten Längsbeschleunigung a_x in Abhängigkeit einer gleichzeitig auftretenden Querschleunigung a_y wird anhand der Abbildung 3.24 erläutert. Im ersten Schritt wird die absolute Häufigkeit für den Fall ermittelt, dass ein definiertes a_x und ein definiertes a_y gleichzeitig auftreten:

$$H_{abs}(a'_x, a'_y) = \sum_{\forall t: (|a_y(t)|=a'_y \wedge a_x(t)=a'_x)} 1, \quad (3.39)$$

wobei die Querschleunigung wie in Kapitel 3.3.1 betragsmäßig betrachtet wird. Damit beschreibt $H_{abs}(a_x, a_y)$ die Anzahl an Messpunkten für eine entsprechende Kombination von Längs- und Querschleunigung innerhalb eines Segments (blaue Punkte in Abbildung 3.24).

Ausgehend davon ergibt sich die normierte Häufigkeit $H_{norm}(a_x, a_y)$, indem die absolute Häufigkeit $H_{abs}(a_x, a_y)$ mit der absoluten Häufigkeit des gleichzeitig auftretenden Beschleunigung $H_{abs}(a_y)$ normiert wird:

$$H_{norm}(a_x, a_y) = \frac{H_{abs}(a_x, a_y)}{H_{abs}(a_y)}. \quad (3.40)$$

Durch diese Normierung wird sichergestellt, dass die Häufigkeit der zugleich auftretenden Querschleunigung keinen Einfluss auf die relative Häufigkeit der Längsbeschleunigung hat. Zur Verdeutlichung wird dieser Schritt am Beispiel in Abbildung 3.24 erläutert. Die absolute Häufigkeit der dargestellten Zellen bei der Querschleunigung $a_{y,1}$ ist für die gleiche Längsbeschleunigung immer dreimal höher als bei der Querschleunigung $a_{y,2}$. Anhand von $H_{abs}(a_{y,1})$ und $H_{abs}(a_{y,2})$ zeigt sich, dass in diesem Beispiel $a_{y,1}$ dreimal häufiger auftritt als $a_{y,2}$. Diese wird bei der Berechnung von $H_{norm}(a_x, a_y)$ durch die entsprechende Normierung berücksichtigt, so dass H_{norm} eines a_x Wertes für beide Querschleunigungen $a_{y,1}$ und $a_{y,2}$ gleich ist. Die unterschiedliche absolute Häufigkeit entsteht damit nur aufgrund der unterschiedlichen Häufigkeit von $a_{y,1}$ und $a_{y,2}$.

Zur Darstellung von $H(a_x, a_y)$ in Abbildung 3.25 wird die normierte relative Häufigkeit aus-

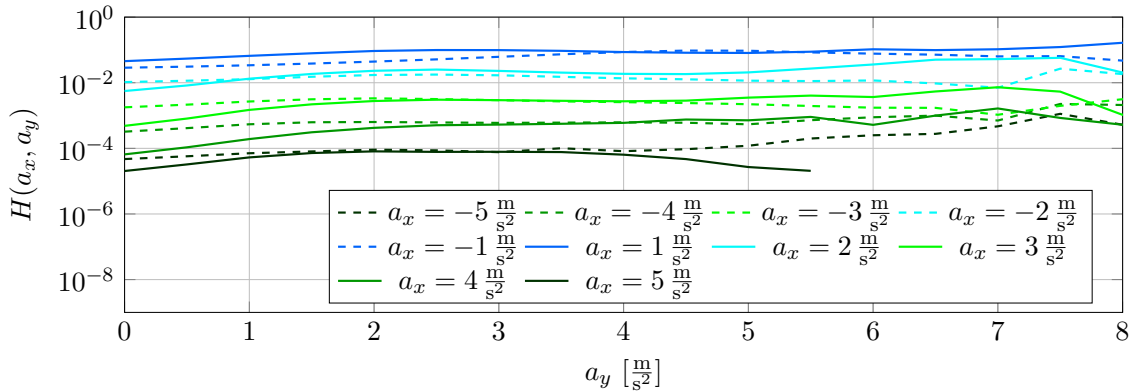


Abbildung 3.25.: Die normierte relative Häufigkeit $H_{norm}(a_x, a_y)$ der auftretenden Längsbeschleunigungen jeweils dargestellt über der gleichzeitig auftretenden Querbeschleunigung

gewählter Längsbeschleunigungen a_x über der Querbeschleunigung aufgetragen. Gäbe es einen nennenswerten Zusammenhang zwischen Quer- und Längsbeschleunigungen, müsste eine systematische Veränderung der relativen Häufigkeiten der Längsbeschleunigungen über der Querbeschleunigung auftreten. Jedoch verlaufen die Graphen nahezu vollkommen horizontal. Dies lässt einzig den Schluss zu, dass die Wahl von Quer- und Längsbeschleunigung bei den für diese Arbeit relevanten Beschleunigungswerten unabhängig voneinander ist. Entsprechend können keine weiteren Annahmen für das Fahrerverhalten abgeleitet werden.

3.3.2. Untersuchungen zum Verhalten von Fußgängern

Dieses Kapitel betrachtet das Längs- und Querdynamikverhalten von Fußgängern. Dazu werden analog zum Vorgehen bei Fahrzeugen zunächst geeignete Steuergrößen für Längs- und Querdynamik festgelegt. Anschließend folgt die Definition und Validierung verschiedener Annahmen.

Im Gegensatz zu Fahrzeugen sind Fußgänger deutlich agiler, Richtungs- und Geschwindigkeitsänderungen können bei typischer Schrittgeschwindigkeit nahezu sofort durchgeführt werden. Um diese Flexibilität bestmöglich abzubilden werden als Steuergrößen direkt die resultierenden Richtungsänderungen $\Delta\psi$ und die Geschwindigkeitsänderungen Δv verwendet.

Stanford-Drone-Dataset

Ein Datensatz von Fußgängerbewegungen, welcher die Richtungs- und Geschwindigkeitsänderungen der Fußgänger enthält, ist dem Autor nicht bekannt. Entsprechend muss eine Alternative gefunden werden, um das Verhalten von Fußgängern zu untersuchen. Dabei fiel die Wahl auf das *Stanford-Drone-Dataset* [97], welches unter anderem die Bewegung von Fußgängern an 8 verschiedenen Orten der Stanford University bereitstellt. Der Datensatz basiert auf Videoaufnahmen einer Drohne.

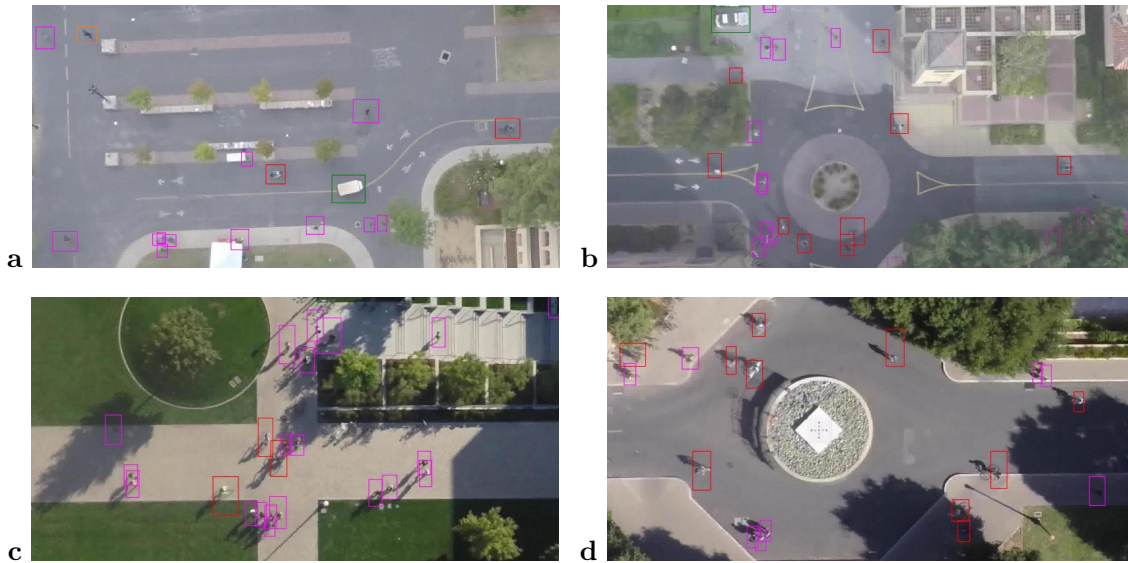


Abbildung 3.26.: Vier Beispielbilder des *Stanford-Drone-Datasets* [97], in denen jedes Objekt durch eine Bounding-Box markiert wird

Mittels geeigneter Verfahren wurden die Bewegungen aller relevanten Objekte in den Videodaten des Datensatzes ermittelt. Die Positionen werden anhand einer zeitlichen Abfolge von Bounding-Boxen beschrieben. Vier Beispielbilder aus dem Datensatz sind in Abbildung 3.26 dargestellt. Die Bildkoordinaten wurden für diese Arbeit mittels Georeferenzpunkten aus digitalen Karten in ein metrisches Koordinatensystem umgerechnet. Die folgende Berechnung der benötigten Orientierungs- und Geschwindigkeitsgrößen aus den Bounding-Box Koordinaten ist in den entsprechenden Kapiteln der Untersuchung von Längs- und Querdynamik beschrieben. Der Datensatz umfasst insgesamt $1.4 \cdot 10^8$ Datenpunkte von Fußgängerpositionen.

Untersuchung der Querdynamik

Für die Beschreibung der Querdynamik eines Fußgängers wird die Richtungsänderung $\Delta\psi$ verwendet. Da sich ein Fußgänger theoretisch in jede Richtung drehen kann, entspricht das Intervall der möglichen Richtungsänderung $\Delta\psi \in [-180^\circ, +180^\circ]$. Für das Fußgängerverhalten wird analog zu den bisherigen Untersuchungen das „Natürliche Richtungsänderungsintervall“ $I_{NR} \in [-\Delta\psi_{NR}, \Delta\psi_{NR}]$ eingeführt, wodurch bei der Verhaltensvorhersage lediglich die von Fußgängern typischerweise genutzten Richtungsänderungen betrachtet werden müssen. Da es für die Untersuchung des Richtungsänderungsverhaltens unerheblich ist, ob die Richtungsänderung nach links oder rechts stattfindet, ist I_{NR} als symmetrisches Intervall durch den Grenzwert $\Delta\psi_{NR}$ definiert. Da in diesem Fall die Steuergröße bereits das Richtungsänderungsverhalten definiert, wird lediglich folgende Annahme untersucht:

Annahme zur Querdynamik von Fußgängern: Fußgänger vermeiden innerhalb der Vorausschauzeit T Richtungsänderungen außerhalb des „Natürlichen Richtungsänderungsintervalls“ I_{NR} .

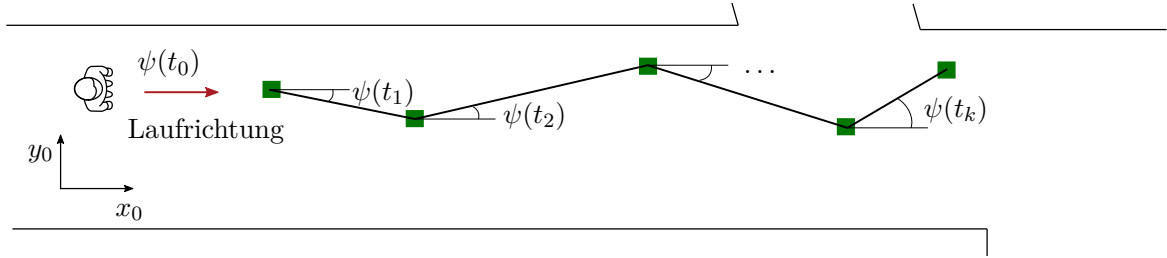


Abbildung 3.27.: Berechnung der Orientierung eines Fußgängers anhand der Trajektorie aus dem *Stanford-Drone-Dataset*

Berechnung des Rotationsverhaltens

Bevor die Annahme zur Querdynamik von Fußgängern validiert werden kann, muss aus den Bounding-Boxen die Orientierung des Fußgängers berechnet werden. Dafür wird im ersten Schritt für jede Bounding-Box aus dem Datensatz mithilfe der definierten Eck-Koordinaten ein Mittelpunkt berechnet. Die aus den Mittelpunkten resultierende Trajektorie wird dann mittels einer Ortsfilterung mit PT1-Charakteristik geglättet und auf diese Weise Rauschanteile in den Messdaten reduziert. Die PT1-Filterung ist dabei so gestaltet, dass die gefilterte Trajektorie innerhalb der ursprünglichen Bounding-Box bleibt. Dadurch wird sichergestellt, dass der Filter signifikante Richtungsänderungen nicht entfernt. Abschließend werden zusätzlich all jene Trajektorien entfernt, bei denen der entsprechende Fußgänger zeitweise stehen bleibt, was anhand des Kriteriums „berechnete Geschwindigkeit zu einem Zeitpunkt kleiner als $0.5 \frac{\text{m}}{\text{s}}$ ($1.8 \frac{\text{km}}{\text{h}}$)“ erkannt wird. Für die übrig gebliebenen Trajektorien ergibt sich die Orientierung ψ an jedem Aufenthaltspunkt durch den Winkel zum jeweils folgenden Aufenthaltspunkt, wie es in Abbildung 3.27 dargestellt ist.

Validierung der Annahme zum Rotationsverhalten von Fußgängern

Zur Validierung der Annahme wird die maximale Richtungsänderung innerhalb der Vorausschauzeit bestimmt:

$$\Delta\psi_{\text{abs,max}}(T) = \max_{\forall t:0 < t < T} |\psi(t) - \psi(0)|. \quad (3.41)$$

Zur einfacheren Darstellung wird der aktuell ausgewertete Zeitpunkt analog zum bisherigen Vorgehen als $t = 0$ angenommen. Da es für das symmetrische Intervall I_{NR} unerheblich ist, ob eine Richtungsänderung nach links oder rechts durchgeführt wird, ist es ausreichend, den Betrag der Richtungsänderungen zu untersuchen. Entsprechend der bisherigen Vorgehensweise wird die relative Häufigkeit der Richtungsänderungen $H(\Delta\psi_{\text{abs,max}}(T))$ bestimmt. Ausgehend davon ergibt sich für die Häufigkeit der Verletzung der Annahme:

$$V_R(\Delta\psi_{\text{NR}}, T) = \sum_{\forall \Delta\psi_{\text{abs,max}}: \Delta\psi_{\text{abs,max}} > \psi_{\text{NR}}} H(\Delta\psi_{\text{abs,max}}(T)). \quad (3.42)$$

Die Ergebnisse der Validierung sind in Abbildung 3.28 dargestellt. Diese zeigen deutlich, dass Fußgänger das mögliche Intervall von $\Delta\psi_{\text{NR}} = \pi \text{ rad} = 3.14 \text{ rad}$ nicht vollständig ausschöpfen. Für eine geforderte Häufigkeit der Verletzung von $V_R(\Delta\psi_{\text{NR}}, T) \leq 0.1 \%$ und einer Vorausschauzeit von $T = 3 \text{ s}$ ergibt sich ein $\Delta\psi_{\text{NR}} = 1.132 \text{ rad}$.

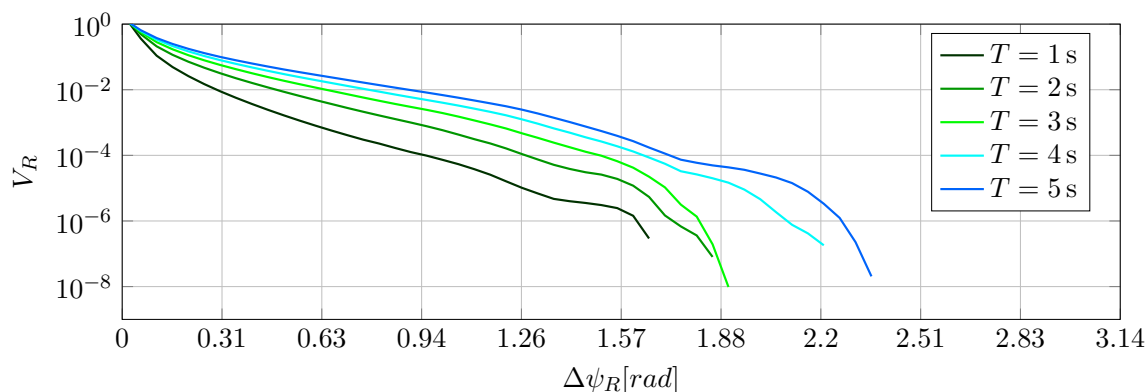


Abbildung 3.28.: Ergebnisse der Validierung der Annahme zum Rotationsverhalten von Fußgängern

Untersuchung der Längsdynamik

Die Längsdynamik von Fußgängern wird anhand des Geschwindigkeitsänderungsverhaltens untersucht. Entsprechend wird ein „Natürliches Geschwindigkeitsänderungsintervall“ I_V eingeführt. Da zwischen positiven Geschwindigkeitsänderungen (Geschwindigkeit erhöhen) und negativen Geschwindigkeitsänderungen (Geschwindigkeit verringern) Unterschiede im Verhalten zu erwarten sind, wird anstelle eines symmetrischen Intervalls ein durch zwei Größen definiertes unsymmetrisches Intervall verwendet $I_V = [\Delta\check{v}, \Delta\hat{v}]$. Als physikalisch mögliches Intervall ergibt sich unter Ausschluss einer Rückwärtsbewegung das Intervall $\Delta v \in [-10.43 \frac{m}{s}, 10.43 \frac{m}{s}]^1$, wobei die maximal positive Geschwindigkeitsänderung dem Übergang aus dem Stand in den Sprint entspricht und die maximale negative Geschwindigkeitsänderung den Übergang vom Sprint in den Stand abbildet. Als zu untersuchende Annahme ergibt sich analog zur Untersuchung des Richtungsänderungsverhaltens:

Annahme 1 zur Längsdynamik von Fußgängern: Fußgänger vermeiden innerhalb der Prädiktionszeit T Geschwindigkeitsänderungen, die über das „Natürliche Geschwindigkeitsänderungsintervall“ I_V hinaus gehen.

Die Ergebnisse von Annahme 1 werden zeigen, dass die Geschwindigkeitsänderungen bei den bisher diskutierten Häufigkeiten der Verletzung bereits in der Größenordnung der typischen Schrittgeschwindigkeit liegen. Da jedoch Fußgänger im Straßenverkehr selten rennen, ist davon auszugehen, dass die hohen positiven Geschwindigkeitsänderungen durch Situationen entstehen, in denen Fußgänger loslaufen. Daher wird eine zweite Annahme zum Geschwindigkeitsänderungsverhalten eingeführt, welche ein absolutes oberes Limit der Geschwindigkeit einführt.

Annahme 2 zum Geschwindigkeitsänderungsverhalten von Fußgängern: Fußgänger vermeiden Geschwindigkeitsänderungen, die zu einer schnelleren Geschwindigkeit als v führen.

¹Geschwindigkeitsweltrekord von Usain Bolt aus dem Jahr 2009 [11]

Durch Kombination von Annahme 1 und Annahme 2 ist es möglich, die zu betrachtenden Geschwindigkeitsänderungen so zu limitieren, dass eine maximale Geschwindigkeit in keinem Fall überschritten wird. Eine weitere Limitierung nach unten wird nicht benötigt, da rückwärts Gehen innerhalb des Verfahrens bereits ausgeschlossen wird und das untere Limit somit $0 \frac{m}{s}$ ist.

Berechnung der Geschwindigkeit

Zur Analyse der Geschwindigkeitsänderung muss die Geschwindigkeit der beobachteten Fußgänger im *Stanford-Drone-Dataset* bestimmt werden. Mit

$$v = \frac{ds(t)}{dt}, \quad (3.43)$$

kann die Geschwindigkeit durch Differenzierung der zurückgelegten Strecke s bestimmt werden. Jedoch stellt wie bei der Berechnung des Richtungsänderungsverhaltens das Rauschen der Bounding-Boxen eine Herausforderung dar. Entsprechend kann die Differenzierung nicht ohne vorherige Filterung der zurückgelegten Strecke durchgeführt werden. Daher werden die x- und y-Komponenten der Mittelpunkte der Bounding-Boxen zunächst getrennt mittels eines Bessel-Filters dritter Ordnung differenziert und nachfolgend über $\sqrt{\dot{x}^2 + \dot{y}^2}$ zu der hier gesuchten Ortsgeschwindigkeit v_{Fus} umgerechnet.

Validierung der Annahme 1 zur Geschwindigkeitsänderung von Fußgängern

Um die Häufigkeit der Verletzung von Annahme 1 zu bestimmen, werden im ersten Schritt die maximale positive und negative Geschwindigkeitsänderung Δv_{max} und Δv_{min} innerhalb der betrachteten Vorrausschauzeit T für jeden Zeitschritt berechnet, wobei der betrachtete Zeitschritt wie bisher als $t = 0$ angesehen wird. Damit ergibt sich für Δv_{max} und Δv_{min} :

$$\Delta v_{\text{min}}(T) = \min \left(0, \min_{\forall t: 0 < t < T} (v_{\text{Fus}}(t) - v_{\text{Fus}}(0)) \right), \quad (3.44)$$

$$\Delta v_{\text{max}}(T) = \max \left(0, \max_{\forall t: 0 < t < T} (v_{\text{Fus}}(t) - v_{\text{Fus}}(0)) \right). \quad (3.45)$$

Durch die Limitierung der Geschwindigkeitsänderung auf das entsprechende Vorzeichen der Min- bzw. Max-Funktion in Gleichung 3.44 bzw. 3.45 wird sichergestellt, dass Geschwindigkeitsänderungen mit einem anderen Vorzeichen als dem aktuell zu Betrachtenden keinen falschen Beitrag leisten können. Damit wird in der folgenden Häufigkeitsbetrachtung sichergestellt, dass Fälle, in denen keine negativen bzw. keine positiven Geschwindigkeitsänderungen auftreten, trotzdem korrekt in der Normierung der Häufigkeitsverteilung berücksichtigt werden.

Entsprechend des Vorgehens in Kapitel 3.3.1 zur Validierung von Annahmen mit unsymmetrischen Intervallen werden zwei Häufigkeiten der Verletzungen angegeben, $\check{V}_{\Delta v}(\Delta \check{v}, T)$ und $\hat{V}_{\Delta v}(\Delta \hat{v}, T)$. Diese ergeben sich aus den Häufigkeiten der positiven und der negativen Geschwindigkeitsänderungen $H(\Delta v_{\text{max}}(T))$ und $H(\Delta v_{\text{min}}(T))$, als

$$\check{V}_{\Delta v, T}(\Delta \check{v}) = \sum_{\forall \Delta v_{\text{min}}: \Delta v_{\text{min}} < \Delta \check{v}} H(\Delta v_{\text{min}}(T)), \quad (3.46)$$

$$\hat{V}_{\Delta v, T}(\Delta \hat{v}) = \sum_{\forall \Delta v_{\text{max}}: \Delta v_{\text{max}} > \Delta \hat{v}} H(\Delta v_{\text{max}}(T)). \quad (3.47)$$

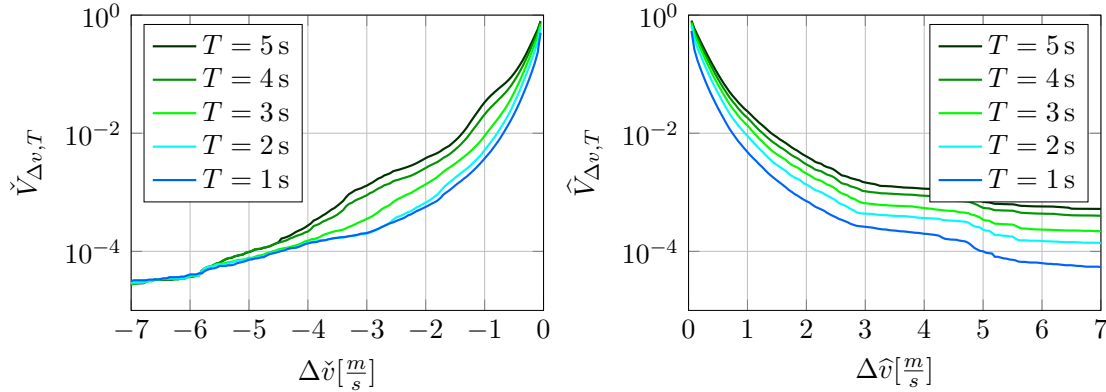


Abbildung 3.29.: Ergebnisse der Validierung der Annahme 1 zum Geschwindigkeitsänderungsverhalten von Fußgängern

Die gesamte Häufigkeit der Verletzung der Annahme ergibt sich analog zur Betrachtung der Längsdynamik in Kapitel 3.3.1 als

$$V_{\Delta v}(\Delta \hat{v}, \Delta \check{v}, T) = \check{V}_{\Delta v, T}(\Delta \check{v}) + \hat{V}_{\Delta v, T}(\Delta \hat{v}). \quad (3.48)$$

Die Ergebnisse der Untersuchungen sind in Abbildung 3.29 dargestellt. Dabei fällt auf, dass häufiger große Geschwindigkeitsänderungen auftreten. Bei einer geforderten Häufigkeit der Verletzung von $\check{V}_{\Delta v, T}(\Delta \check{v}) = \hat{V}_{\Delta v, T}(\Delta \hat{v}) = 0.1\%$ ergibt sich $\Delta v_{\min} = 2.2 \frac{\text{m}}{\text{s}}$ und $\Delta v_{\max} = 2.5 \frac{\text{m}}{\text{s}}$ für eine Prädiktionszeit von $T = 3 \text{ s}$. Diese Werte liegen in der Größenordnung der normalen Schrittgeschwindigkeit. Für einen Prädiktionsansatz bedeutet dies, dass kontinuierlich mit dem Stehenbleiben, bzw. dem Loslaufen eines Fußgängers gerechnet werden muss.

Validierung der Annahme 2 zur Geschwindigkeitsänderung von Fußgängern

Um die maximal auftretenden Geschwindigkeiten von Fußgänger zu untersuchen wird die relative Häufigkeit der Geschwindigkeiten $H(v_{\text{Fus}})$ berechnet. Ausgehend davon ergibt sich für die Häufigkeit, dass sich ein Fußgänger - entgegen der in der Annahme festgesetzten maximalen Laufgeschwindigkeit - mit größerer Geschwindigkeit als v bewegt:

$$V_{\text{Fus}}(v) = \sum_{\forall v_{\text{Fus}}: v_{\text{Fus}} > v} H(v_{\text{Fus}}). \quad (3.49)$$

Diese Häufigkeit der Verletzung ist in Abbildung 3.30 dargestellt. Einige Fußgänger bewegen sich mit Geschwindigkeiten oberhalb der normalen Schrittgeschwindigkeit. Um eine geforderte Häufigkeit von $V_{\text{Fus}}(v) \leq 0.1\%$ zu erreichen, müssen Geschwindigkeiten bis $v = 4.1 \frac{\text{m}}{\text{s}} = 15 \frac{\text{km}}{\text{h}}$ betrachtet werden. Dieser Wert entspricht einem zügigen Dauerlauf.

Abhängigkeiten zwischen Längs- und Querdynamik

Bei der Untersuchung des Verhaltens von Fahrzeugen wurden Abhängigkeiten zwischen Längs- und Querdynamik untersucht, um zu klären, ob der Bereich der zu betrachtenden Quer- bzw.

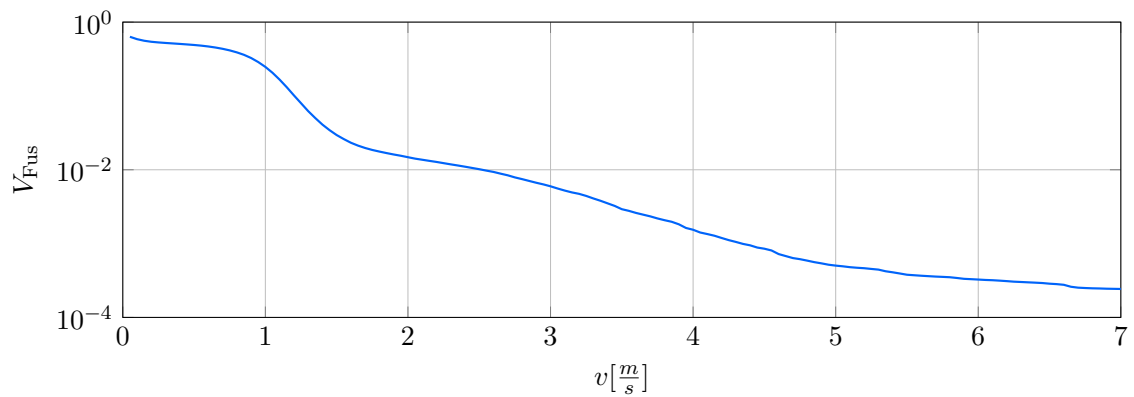


Abbildung 3.30.: Ergebnisse der Validierung der Annahme 2 zum Geschwindigkeitsänderungsverhalten von Fußgängern

Längsdynamik weiter verkleinert werden kann. Dabei wurde jedoch festgestellt, dass der Fahrer Längs- und Querbewegung in den hier betrachteten Szenarien unabhängig voneinander auswählt. Angesichts der flexiblen Bewegungsdynamik von Fußgängern wird an dieser Stelle auf weitere Analysen zur Reduzierung der zu betrachtenden Längs- und Querdynamik verzichtet.

3.3.3. Zusammenfassung

Dieses Kapitel formuliert verschiedene Annahmen über das Verhalten der Verkehrsteilnehmer. Alle Annahmen definieren ein Intervall, welches die tatsächlich genutzten Bewegungsoptionen quantifiziert. Durch die Verwendung dieses Intervalls anstelle der physikalisch möglichen Bewegungsoptionen können die zu betrachtenden Bewegungsoptionen in der Verhaltensvorhersage signifikant reduziert werden. Um die Validität der eingeführten Annahmen sicherzustellen, wurde die Häufigkeit der Verletzung der untersuchten Annahme in Abhängigkeit zur Vorhersagezeit berechnet.

Diese Ergebnisse sind im Detail in den entsprechenden Kapiteln beschrieben. In der folgenden Tabelle ist ein exemplarisches Beispiel für eine Vorhersagezeit von $T = 3$ s und einer geforderten Häufigkeit der Verletzung von kleiner 0.1% dargestellt. Zusätzlich wird noch die Reduzierung der zu betrachtenden Bewegungsoptionen im Vergleich zu den physikalisch möglichen Bewegungsoptionen angegeben. Besonders dieser Vergleich zeigt dabei eindeutig, dass durch die eingeführten Annahmen die zu berücksichtigenden Bewegungsoptionen bereits signifikant reduziert werden.

		Steuergrößen	Bewegungs- optionen	Rel. Einsparung
Fahrzeuge	Querdynamik	Quereschl. [$\frac{m}{s^2}$]	$[-2.8; 2.8]$	72 %
	Längsdynamik	Längseschl. [$\frac{m}{s^2}$]	$[-2.3; 2.1]$	78 %
Fußgänger	Richtungsänd.	initiale Richtungsänd. [rad]	$[-1.1; 1.1]$	64 %
	Längsdynamik	Geschwindigkeitsänd. [$\frac{m}{s}$]	$[-2.2; 2.5]$	77 %

Tabelle 3.1.: Exemplarisches Beispiel zur Reduktion der zu betrachtenden Bewegungsoptionen durch die eingeführten Annahmen und Darstellung der relativen Einsparung im Vergleich zum physikalisch Möglichen

3.4. Beispielsituation

In diesem Kapitel werden drei Beispielsituationen eingeführt, die zur Erläuterung der Verarbeitungsschritte in den folgenden zwei Kapiteln und zur Validierung des Verfahrens verwendet werden. Zwei dieser Beispielsituationen fokussieren sich auf die Vorhersage von Fahrzeugen. Die dritte Beispielsituation wird für die Vorhersage von Fußgängern verwendet.

Zur Erläuterung der Vorhersage von Fahrzeugen werden die Kreisverkehrssituation in Abbildung 3.31 und die Autobahnsituation in Abbildung 3.32 verwendet. Diese beiden Situationen sind einerseits klassische Anwendungsfälle für Verfahren der approximativen Verhaltensvorhersagen (Kreisverkehr [123, 110], Autobahnauffahrt [27, 71]), vor allem unterscheiden sie sich jedoch hinsichtlich der Fahrzeugzustände und der Fahrbahngeometrie. Die Geschwindigkeiten der Fahrzeuge auf der Autobahn sind hoch und die Platzverhältnisse sind großzügig, die auftretende Querdynamik ist typischerweise klein. Im Vergleich dazu sind im Kreisverkehr die Platzverhältnisse eher eng, gleichzeitig fahren die Fahrzeuge langsam, dafür jedoch mit signifikanter Querdynamik. Auf der Autobahnauffahrt sind die Fahrbahnverläufe gerade und ohne besondere Bebauungen, im Kreisverkehr hingegen ist die Topologie kurvig und mit besonderen Bebauungen wie Verkehrsinseln versehen. Damit sind diese beiden Situationen aufgrund ihrer unterschiedlichen Eigenschaften bestens geeignet, um die Anwendbarkeit des Verfahrens auf verschiedene Situationstopologien zu demonstrieren.

Für die Verhaltensvorhersage von Fußgängern wurde die Beispielsituation 3 in Abbildung 3.33 definiert. In dieser Situation belegen zwei langsame Fußgänger (grün und rot) den Bürgersteig, ein dritter schneller Fußgänger (blau) nähert sich von hinten und überholt die beiden langsameren Personen über die Fahrbahn. Das Verfahren muss aufgrund der beiden Personen auf dem Bürgersteig und trotz der linken Begrenzung des Bürgersteigs das Betreten der Straße für den blauen Fußgänger vorhersagen. Damit konzentriert sich diese Situation neben der Vorhersage von Fußgängern vor allem auf das Zusammenspiel zwischen dynamischen und statischen Objekten.

Die Validierung der Beispielsituationen wird anhand aller zur Verfügung stehenden Zeitschritte durchgeführt. Jeder dieser Zeitschritte ist mit einem Punkt auf der Trajektorie des jeweiligen Objekts markiert. Die Erläuterung der Verarbeitungsschritte wird hingegen anhand eines expliziten Zeitschritts innerhalb jeder Beispielsituation durchgeführt. Für diesen exemplarischen Zeitschritt sind jeweils die Objekte in den entsprechenden Abbildungen eingezeichnet und die zugehörigen Zustandsvektoren in der Bildunterschrift definiert.

3.5. Verhaltensvorhersage von Fahrzeugen

In diesem Kapitel wird die Verhaltensvorhersage für die Objektklasse „Fahrzeug“ erläutert. Dabei werden alle Verarbeitungsschritte, welche in Abbildung 3.2 innerhalb des Bereichs *Verhaltensvorhersage* gelistet sind, beschrieben. Um alle Akzeptanzverteilungen zusammenhängend zu erläutern, wird zudem der Verhaltensanalyse-schritt *Bestimmung der situationsübergreifenden Akzeptanz der Querdynamik* in diesem Kapitel dargestellt.

Für jedes dynamische Objekt des Objekttyps $\mathcal{T}_n^{\text{Dyn}} \in \{\text{Ego-Fahrzeug}, \text{Fahrzeug}\}$ werden die im

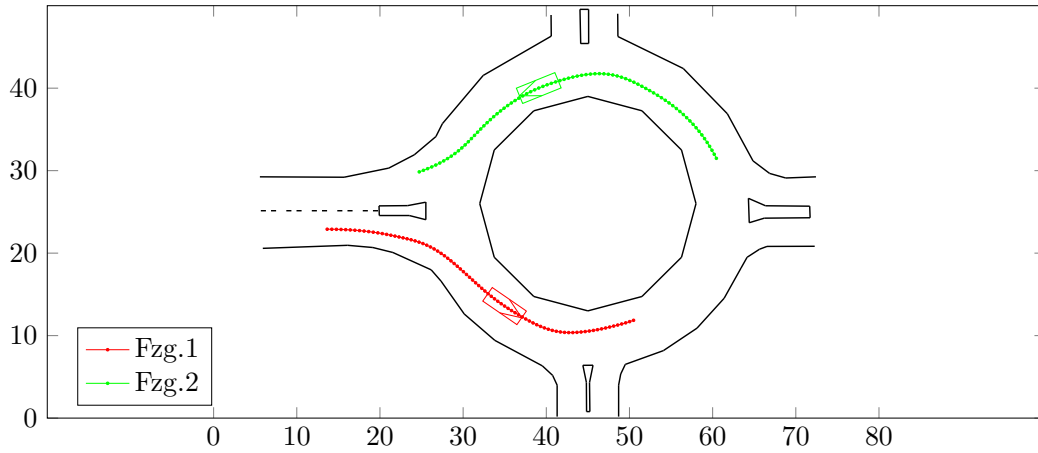


Abbildung 3.31.: Beispielsituation 1 „Kreisverkehr“ mit zwei Fahrzeugen und den resultierenden Zustandsvektoren $[x_{0,n}, y_{0,n}, v_{0,n}, \psi_{0,n}, a_{x0,n}, a_{y0,n}, b_n, l_n]$ für
 rotes Fahrzeug 1: $[34.4 \text{ m}, 13.9 \text{ m}, 4.83 \frac{\text{m}}{\text{s}}, -0.58 \text{ rad}, 0 \frac{\text{m}}{\text{s}^2}, 0.92 \frac{\text{m}}{\text{s}^2}, 2.2 \text{ m}, 5.5 \text{ m}]$,
 grünes Fahrzeug 2: $[39.8 \text{ m}, 40.6 \text{ m}, 5.5 \frac{\text{m}}{\text{s}}, 3.46 \text{ rad}, 0 \frac{\text{m}}{\text{s}^2}, 2.13 \frac{\text{m}}{\text{s}^2}, 2.2 \text{ m}, 5.5 \text{ m}]$

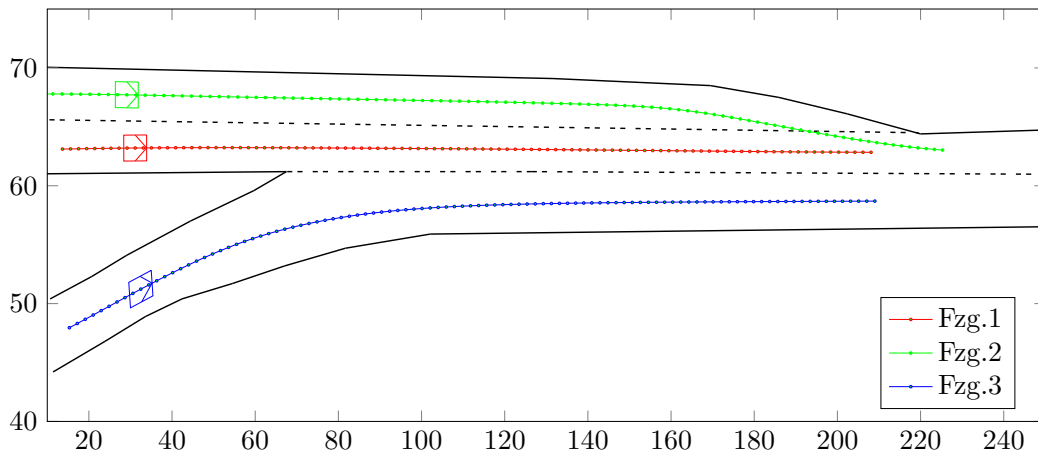


Abbildung 3.32.: Beispielsituation 2 „Autobahn“ mit Auffahrt und drei Fahrzeugen mit den resultierenden Zustandsvektoren $[x_{0,n}, y_{0,n}, v_{0,n}, \psi_{0,n}, a_{x0,n}, a_{y0,n}, b_n, l_n]$ für
 rotes Fahrzeug 1: $[31.1 \text{ m}, 63.1 \text{ m}, 19.4 \frac{\text{m}}{\text{s}}, 0 \text{ rad}, 0 \frac{\text{m}}{\text{s}^2}, -0.06 \frac{\text{m}}{\text{s}^2}, 2.2 \text{ m}, 5.5 \text{ m}]$,
 grünes Fahrzeug 2: $[29.1 \text{ m}, 67.7 \text{ m}, 22.2 \frac{\text{m}}{\text{s}}, 0 \text{ rad}, 0 \frac{\text{m}}{\text{s}^2}, -0.1 \frac{\text{m}}{\text{s}^2}, 2.2 \text{ m}, 5.5 \text{ m}]$,
 blaues Fahrzeug 3: $[32.5 \text{ m}, 51.2 \text{ m}, 19.4 \frac{\text{m}}{\text{s}}, 0.18 \text{ rad}, 0 \frac{\text{m}}{\text{s}^2}, 0.2 \frac{\text{m}}{\text{s}^2}, 2.2 \text{ m}, 5.5 \text{ m}]$

Folgenden erläuterten Verarbeitungsschritte durchgeführt. Das Ego-Fahrzeug muss ebenfalls Teil der Vorhersage sein, um dessen Einfluss auf die anderen Verkehrsteilnehmer zu berücksichtigen. Da die anderen Verkehrsteilnehmer jedoch das Verhalten des Ego-Fahrzeugs in einer realen Situation genauso wenig explizit kennen, wie das Verhalten aller übrigen Fahrzeuge, wird das Ego-Fahrzeug wie ein regulärer Verkehrsteilnehmer behandelt. Durch die Berücksichtigung des Ego-Fahrzeugs innerhalb der Prädiktion wird zudem das risikovermeidende Verhalten der anderen Verkehrsteilnehmer hinsichtlich des Ego-Fahrzeugs berücksichtigt. Entsprechend werden fest

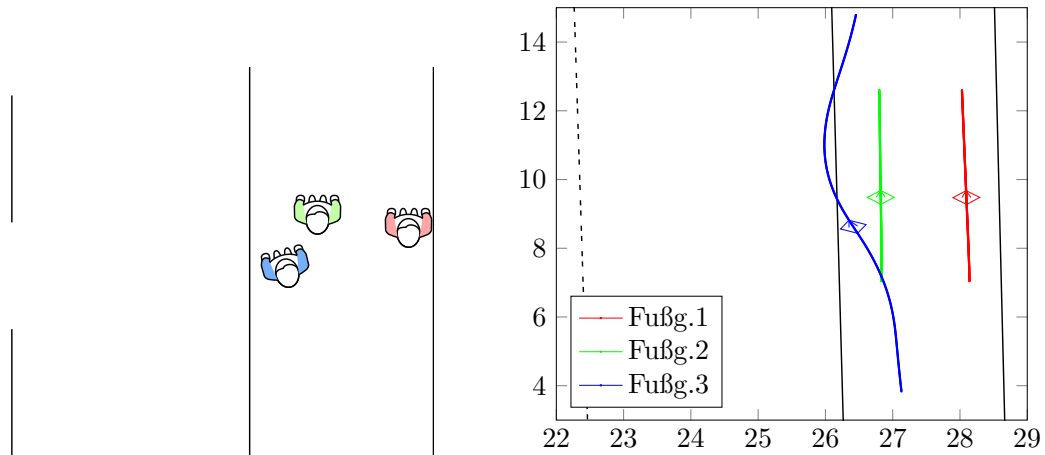


Abbildung 3.33.: Beispielsituation 3 „Fußgänger“ überholt über Straße mit den resultierenden Zustandsvektoren $[x_{0,n}, y_{0,n}, v_{0,n}, \psi_{0,n}, r_n]$ für
 roter Fußgänger 1: $[28 \text{ m}, 9.41 \text{ m}, 0.55 \frac{\text{m}}{\text{s}}, 1.59 \text{ rad}, 0.2 \text{ m},]$,
 grüner Fußgänger 2: $[26.8 \text{ m}, 9.4 \text{ m}, 0.55 \frac{\text{m}}{\text{s}}, 1.5 \text{ rad}, 0.2 \text{ m},]$
 blauer Fußgänger 3: $[26.4 \text{ m}, 8.6 \text{ m}, 1.1 \frac{\text{m}}{\text{s}}, 1.89 \text{ rad}, 0.2 \text{ m},]$

definierte Interaktionsregeln - wie z.B. dass Fahrzeuge nicht in den Sicherheitsabstand einscheren [62] - nicht benötigt.

Die Erläuterung der Verarbeitungsschritte erfolgt zumeist in drei Teilen. Zuerst werden die Berechnungen des jeweiligen Verarbeitungsschritts erläutert. Anschließend wird ggf. in einem Applikationskapitel eine detaillierte Beschreibung der genauen Umsetzung des Verarbeitungsschritts inkl. der durchgeführten Vereinfachungen und Rechenzeitoptimierungen dargelegt. Im dritten Teil werden die Ergebnisse basierend auf den Beispielsituationen dargestellt und erläutert. Die Parameter für diese Ergebnisse werden nicht jedes Mal explizit ausgewiesen, sondern können der Tabelle 5.1 entnommen werden.

3.5.1. Berechnung der möglichen zukünftigen Aufenthaltsorte

Die *Berechnung der möglichen zukünftigen Aufenthaltsorte* ist der erste Verarbeitungsschritt, da ohne das Wissen über die zukünftigen Aufenthaltsorte weder die Bewertung der Bewegungsoptionen noch die Bestimmung der Belegungsräume möglich sind. Entsprechend der Konzeption des Verfahrens in Kapitel 3.1 werden die Querbewegungsoptionen situationsabhängig bewertet, wohingegen die Längsdynamik mittels konstanter situationsübergreifender Annahmen berücksichtigt wird². Die verschiedenen Querbewegungsoptionen werden über die Variation verschiedener - jeweils über die Vorausschauzeit als konstant angenommener - Querschleunigungen berechnet. Zusammenfassend ist das Ziel dieses Verarbeitungsschritts somit, basierend auf dem initialen Zustandsvektor \vec{z}_n - durch Variation der Querschleunigung a_y - die relevanten zukünftigen Positionen des Fahrzeugs zu bestimmen.

²Situationsabhängig: Statische und dynamische Objekte werden in der Analyse berücksichtigt, Situationsübergreifend: Es werden keine weiteren Einflüsse berücksichtigt.

Für die Berechnung der zukünftigen Bewegung eines Fahrzeugs existieren eine Reihe von Fahrzeugmodellen, wie zum Beispiel das Einspur- oder Zweispurmodell. Dabei wird besonders das Einspurmodell in verschiedenen Verhaltensvorhersagen [87, 35] verwendet. Die Modellparameter sind zwar für das eigene Fahrzeug bekannt, stehen jedoch nicht für beobachtete Fahrzeuge zur Verfügung. Daher wird in dieser Arbeit ein einfaches parameterfreies Punkt-Masse-Modell verwendet.

Um nun für eine definierte Querbewegung die zukünftige Position zu bestimmen, wird im ersten Schritt aus der Querbewegung a_y die Gierrate $\dot{\psi}$ berechnet. Dafür wird ausgenutzt, dass sich das Fahrzeug aufgrund der Annahme der konstanten Querbewegung a_y auf einer Kreisbahn bewegt. So ergibt sich über die Gleichung der Zentripetalbeschleunigung für die Gierrate (Winkelgeschwindigkeit um die Hochachse eines Fahrzeugs) folgender Zusammenhang:

$$\dot{\psi}(a_y, t) = \frac{a_y}{v(t)} = \frac{a_y}{v_0 + a_x \cdot t}. \quad (3.50)$$

Für die Geschwindigkeit $v(t)$ wird dabei eine konstante Längsbewegung a_x angenommen. Die Wahl dieser Längsbewegung für die folgende Berechnung hängt mit der situationsübergreifenden Berücksichtigung der Längsdynamik zusammen und wird erst im Verlauf des Kapitels beschrieben.

Auf Basis der berechneten Gierrate wird die Winkelausrichtung des Fahrzeugs zu einem Zeitpunkt t als Gierwinkel ψ bestimmt:

$$\psi(a_y, t) = \psi_0 + \int_0^t \frac{a_y}{v_0 + a_x \cdot t'} dt' \quad (3.51)$$

Die Ausrichtung des Fahrzeugs zum Startzeitpunkt der Berechnung ψ_0 wird als Startwert des Integrals berücksichtigt. Mithilfe des Gierwinkels kann im nächsten Schritt die x- bzw. die y-Komponente des Geschwindigkeitsvektors bestimmt werden. Die x- bzw. y-Position ergibt sich dann durch die Integration der jeweiligen Geschwindigkeitskomponente:

$$x(a_y, t) = x_0 + \int_0^t (v_0 + a_x(s) \cdot t') \cdot \cos(\psi(a_y, t')) dt', \quad (3.52)$$

$$y(a_y, t) = y_0 + \int_0^t (v_0 + a_x(t) \cdot t') \cdot \sin(\psi(a_y, t')) dt'. \quad (3.53)$$

Die Startwerte des Integrals berücksichtigen dabei jeweils die Ausgangsposition des Fahrzeugs entsprechend des Zustandsvektors.

Applikation des Bewegungsmodells

Durch die Analyse in Kapitel 3.3.1 ist bekannt, dass alle Querbewegungen innerhalb der „Natürlichen Querbewegungsintervalle“ betrachtet werden müssen. Alle Querbewegungen außerhalb dieses Intervalls werden als weniger wahrscheinliche Bewegungen vernachlässigt. Daher wird im ersten Schritt eine Diskretisierung dieses „Natürlichen Querbewegungsintervalls“ durchgeführt, wodurch alle möglichen Querbewegungsoptionen in Abhängigkeit der

zur Verfügung stehenden Rechenzeit abgebildet werden sollen. Dabei ist zu beachten, dass das „Natürliche Querbeschleunigungsintervall“ $I_{\text{NQB}} = [-a_{y,\text{NQB}}; +a_{y,\text{NQB}}]$ relativ zur aktuell herrschenden Querbeschleunigung $a_{y0,n}$ des Fahrzeugs n definiert ist. Dadurch ergibt sich für die zu betrachtenden Querbeschleunigungen: $a_{y,n,i} \in [-a_{y,\text{NQB}} + a_{y0,n}; +a_{y,\text{NQB}} + a_{y0,n}]$. Ausgehend von einer gleichförmigen Diskretisierung mit Δa_y ergeben sich die einzelnen zu betrachtenden Querbeschleunigungen $a_{y,n,i}$ als

$$a_{y,n,i} = -a_{y,\text{NQB}} + a_{y0,n} + \Delta a_y \cdot i, \quad (3.54)$$

wobei i der Index der Querbeschleunigungen ist, für den gilt $i \in [0, I] \wedge i \in \mathbb{N}$. Die Anzahl an zu betrachtenden Querbeschleunigungen I ergibt sich aus dem „Natürlichen Querbeschleunigungsintervall“ I_{NQB} als

$$I = \frac{2 \cdot a_{y,\text{NQB}}}{\Delta a_y}. \quad (3.55)$$

Die Diskretisierung der Prädiktionszeit des Verfahrens wurde bereits in der mathematischen Definition des Belegungsmodells in Kapitel 3.2 eingeführt. Der Vollständigkeit halber wird die Definition der Zeitschritte t_k an dieser Stelle jedoch nochmals wiederholt, wobei die Zeit t_k mittels k indiziert wird, sodass gilt:

$$t_k = \Delta t \cdot k. \quad (3.56)$$

Da die Zeit bis zur maximalen Prädiktionszeit T diskretisiert wird, gilt: $k \in [0, K] \wedge k \in \mathbb{N}$ mit $K = \frac{T}{\Delta t}$. Die für die Diskretisierung und die Positionsberechnung verwendeten Größen stellen somit Parameter des Verfahrens dar und werden entsprechend in der Parametermenge \mathcal{P} berücksichtigt: $\mathcal{P} \supset \{T, \Delta t, \Delta a_y, a_{y,\text{NQB}}\}$.

Mithilfe des Punkt-Masse-Modells und der definierten Diskretisierung können nun die möglichen Aufenthaltspunkte in Abhängigkeit von der Querbeschleunigung $a_{y,i}$ und Zeit t_k bestimmt werden. Dafür werden die Integrale in den Modellgleichungen 3.51, 3.52 und 3.53 mittels des Integrationsverfahrens „Euler-Vorwärts“ numerisch berechnet, womit sich ergibt:

$$\psi_{n,i,k} = \psi_{n,i,k-1} + \frac{a_{y,n,i}}{v_{0,n} + a_{x,n} \cdot t_k} \cdot \Delta t \quad \text{wobei} \quad \psi_{n,i,0} := \psi_{0,n}, \quad (3.57)$$

$$x_{n,i,k} = x_{n,i,k-1} + (v_{0,n} + a_{x,n} \cdot t_k) \cdot \cos(\psi_{n,i,k}) \cdot \Delta t \quad \text{wobei} \quad x_{n,i,0} := x_{0,n}, \quad (3.58)$$

$$y_{n,i,k} = y_{n,i,k-1} + (v_{0,n} + a_{x,n} \cdot t_k) \cdot \sin(\psi_{n,i,k}) \cdot \Delta t \quad \text{wobei} \quad y_{n,i,0} := y_{0,n}. \quad (3.59)$$

Die verwendeten Startwerte $\psi_{0,n}$, $x_{0,n}$ und $y_{0,n}$ sind im Zustandsvektor $\overrightarrow{z_n^{\text{Dy}n}}$ des dynamischen Objekts n definiert.

In der Konzeptionierung des Verfahrens (Kapitel 3.1) wurde bereits dargelegt, dass aufgrund der Rechenzeitanforderung nicht jede Kombination aus Längsdynamik und Querdynamik betrachtet werden kann. Daher wird die Längsdynamik nicht an die aktuelle Situation angepasst, sondern mittels einer situationsübergreifenden Annahme berücksichtigt. Basierend auf den Ergebnissen der Verhaltensanalyse aus Kapitel 3.3.1 bedeutet dies, dass alle Längsbeschleunigungen des „Natürlichen Längsbeschleunigungsintervalls“ berücksichtigt werden müssen. Da ein Fahrzeug die maximale Strecke zurücklegt, wenn es kontinuierlich mit der oberen Intervallgrenze beschleunigt und es die minimale Strecke zurücklegt, wenn es mit der unteren Intervallgrenze verzögert, liegt die zurückgelegte Strecke aller anderen Längsbeschleunigungsverläufe zwischen diesen beiden

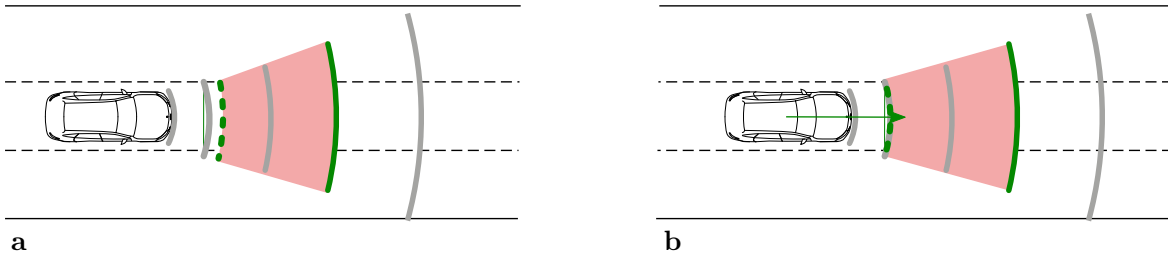


Abbildung 3.34.: Schematische Darstellung der Approximation der unteren Belegungsraumgrenze zu einem definierten Zeitpunkt t_k : **a** exakter Belegungsraum definiert durch Fahrzeugheck (grün gestrichelte Linie) und Fahrzeugfront (grün durchgezogene Linie) und **b** approximierter Belegungsraum

Grenzfällen. Damit ist der Belegungsraum hinsichtlich der Längsdynamik durch die obere Belegungsraumgrenze (Position der Fahrzeugfront bei maximaler Beschleunigung) und die untere Belegungsraumgrenze (Position des Fahrzeughecks bei minimaler Beschleunigung bzw. maximaler Verzögerung) definiert.

Die vollständige Bestimmung beider Grenzfälle (obere/untere Intervallgrenze) für jede Querbewegung hätte aber zur Konsequenz, dass alle Aufenthaltspunkte zweimal berechnet werden müssen. Da die Rechenzeit jedoch mit die größte Herausforderung dieses Verfahrens ist, wird eine Approximation der unteren Belegungsraumgrenze durchgeführt. Die Grundidee dieser approximativen Lösung ist in Abbildung 3.34 skizziert. Anstelle die in Abbildung 3.34 a.) exakte Lösung des Belegungsraums für den in grün dargestellten Zeitschritt zu verwenden, wird in Abbildung 3.34 b.) lediglich ein Referenzpunkt (grüne Pfeilspitze) der unteren Belegungsraumgrenze berechnet.

Anschließend werden die zum Referenzpunkt nächstgelegenen Punkte der oberen Belegungsraumgrenze eines beliebigen Zeitschritts bestimmt, welche sich zudem noch näher am Fahrzeug befinden. In Abbildung 3.34 b.) entspricht dies der grau grün gestrichelten Linie. Entsprechend der Abbildung wird nun die ausgewählte obere Belegungsraumgrenze eines früheren Zeitschritts als Approximation der unteren Belegungsraumgrenze verwendet. Dieses Vorgehen reduziert den Rechenaufwand für die untere Belegungsraumgrenze auf einen Referenzpunkt pro Zeitschritt. Zudem wird durch die ausschließliche Verwendung von Aufenthaltspunkten, die näher am Fahrzeug liegen als der berechnete Referenzpunkt, sichergestellt, dass der Belegungsraum nicht verkleinert wird.

Im Folgendem wird vorerst lediglich die Position der Fahrzeugfront bei maximaler Beschleunigung (obere Belegungsraumgrenze) betrachtet. Die untere Belegungsraumgrenze wird erst in Kapitel 3.5.7 bei der Berechnung der Belegungsräume berücksichtigt. Die Längsbeschleunigung $a_{x,n}$ wird daher entsprechend der oberen Längsbeschleunigungsintervallgrenze gewählt als

$$a_{x,n} = \hat{a}_{x,\text{NLB}} + a_{x0,n}, \quad (3.60)$$

womit für $\hat{a}_{x,\text{NLB}}$ als weiterer Parameter des Verfahrens gilt: $\mathcal{P} \supset \{\hat{a}_{x,\text{NLB}}\}$.

Da die obere Belegungsraumgrenze nicht vom Fahrzeugschwerpunkt sondern von den Fahrzeugfrontkoordinaten definiert wird, sind die Koordinaten der linken Fahrzeugecke $x_{n,i,k}^{\text{vl}}$, $y_{n,i,k}^{\text{vl}}$ und

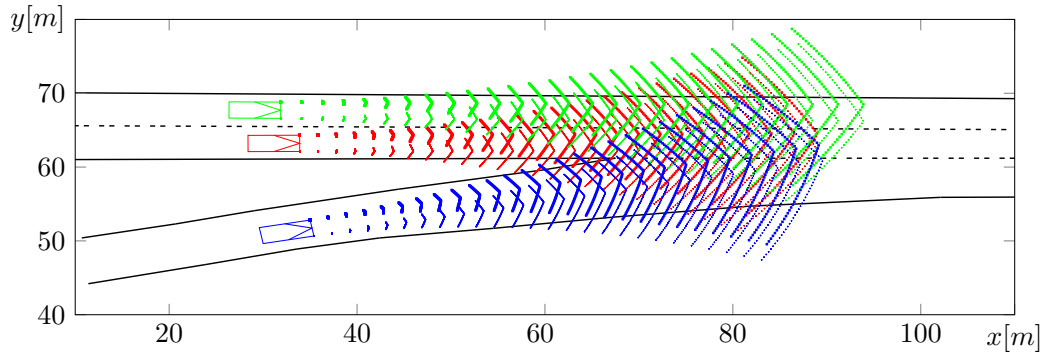


Abbildung 3.35.: Zukünftige Aufenthaltspunkte der Fahrzeuge in der Beispielsituation 2 „Autobahn“

der rechten Fahrzeugecke $x_{n,i,k}^{vr}$, $y_{n,i,k}^{vr}$ für die weitere Berechnung relevant. Diese ergeben sich aus den Schwerpunktskoordinaten $x_{n,i,k}$, $y_{n,i,k}$ unter Berücksichtigung der Fahrzeugbreite b_n , der Fahrzeuglänge l_n und des Gierwinkels ψ als

$$x_{n,i,k}^{vl} = \cos(\psi_{n,i,k}) \cdot \frac{l_n}{2} + x_{n,i,k}, \quad (3.61)$$

$$y_{n,i,k}^{vl} = \sin(\psi_{n,i,k}) \cdot \frac{b_n}{2} + y_{n,i,k}, \quad (3.62)$$

$$x_{n,i,k}^{vr} = \cos(\psi_{n,i,k}) \cdot \frac{l_n}{2} + x_{n,i,k}. \quad (3.63)$$

$$y_{n,i,k}^{vr} = -\sin(\psi_{n,i,k}) \cdot \frac{b_n}{2} + y_{n,i,k}. \quad (3.64)$$

Damit ergibt sich als finales Ergebnis dieses Verarbeitungsschritts die Beschreibung der möglichen Aufenthaltspunkte eines Fahrzeugs durch die Koordinaten der Fahrzeugfrontecken für jede Querbeschleunigung i zu jedem Zeitpunkt k .

Bei der Verwendung der realen Fahrzeugabmaße berücksichtigen die möglichen Aufenthaltsorte jedoch keine Pufferzone. Entsprechend können kleinste numerische oder algorithmische Abweichungen zu einem geringfügigen Verlassen des Belegungsraums durch das zu prädicierende Fahrzeug führen. Daher empfiehlt es sich, zusätzlichen einen kleinen statischen Puffer zu berücksichtigen, indem die Objektdimensionen minimal größer (z.B. 10%) angenommen werden als sie tatsächlich sind.

Ergebnisse der Beispielsituationen

In Abbildung 3.36 und Abbildung 3.35 sind die möglichen Aufenthaltspunkte der Fahrzeuge dargestellt. Beide Fahrzeuge aus der Kreisverkehrssituation (Abbildung 3.36), sowie das blaue Fahrzeug aus der Autobahnsituation (Abbildung 3.35), verfügen über eine initiale Querbeschleunigung ungleich $0 \frac{m}{s^2}$. Entsprechend der Definition von I_{NQB} werden daher die zu betrachtenden Querbeschleunigungen relativ zur aktuell herrschenden Querbeschleunigung gewählt. Dadurch

3. Überapproximative Verhaltensvorhersage zur Bestimmung der Belegungsräume

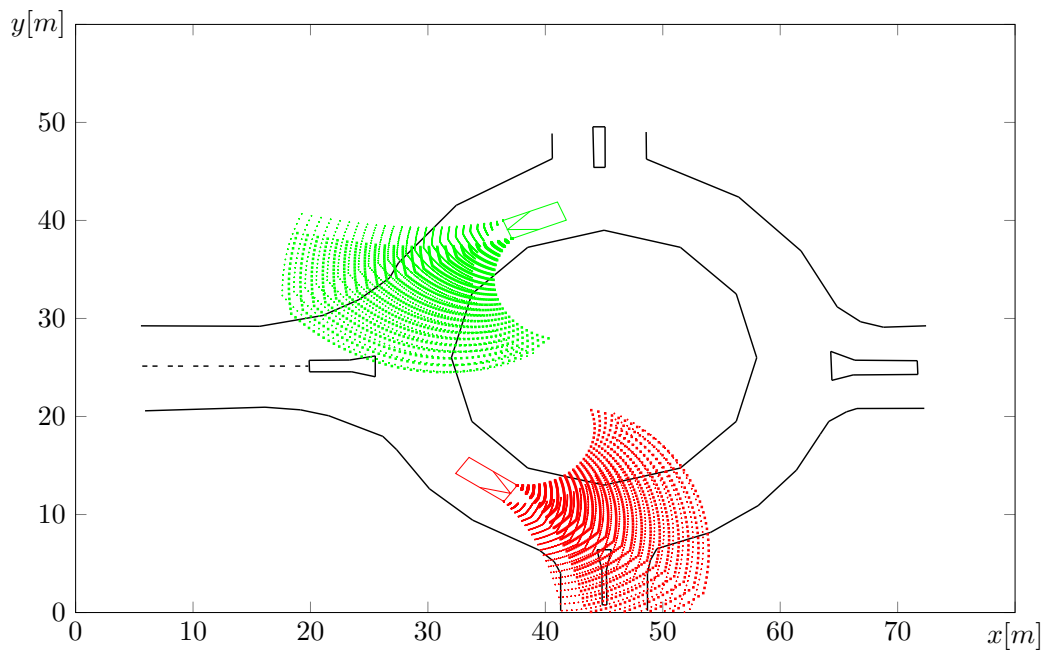


Abbildung 3.36.: Zukünftige Aufenthaltspunkte der Fahrzeuge in der Beispielsituation 1 „Kreisverkehr“

sind die Aufenthaltspunkte in Kurvenrichtung verschoben, sodass z.B. in der Kreisverkehrssituation die möglichen Aufenthaltspunkte die ganze Fahrbahnbreite abdecken.

3.5.2. Rechenzeitoptimierte Repräsentation der möglichen Aufenthaltsorte

Der vorausgegangene Verarbeitungsschritt berechnet die möglichen Aufenthaltsorte der zu betrachtenden Fahrzeuge. Dabei entsteht für jede mögliche Querbewegung i zu jedem Zeitpunkt k eine Repräsentation der Fahrzeugposition mittels linker und rechter Fahrzeugfrontpunkte. Diese möglichen Aufenthaltsorte stellen die Grundlage für die folgenden Verarbeitungsschritte dar. Da die entstandene Darstellungsform nicht auf eine effiziente Weiterverarbeitung optimiert ist, wird in diesem Verarbeitungsschritt eine rechenzeitoptimierte Darstellungsform hergeleitet, sodass die Echtzeitfähigkeit des Verfahrens sichergestellt wird.

Die Effizienz der Repräsentation der Aufenthaltsorte hinsichtlich der Rechenzeit hängt maßgeblich von den in den folgenden Verarbeitungsschritten ausgeführten Operationen ab. Die Analyse der Verarbeitungsschritte zeigt dabei eindeutig, dass die sogenannte Kollisionsprüfung den signifikantesten Einfluss auf die Rechenzeit hat. Bei diesen Kollisionsprüfungen wird bestimmt, ob ein Fahrzeug mit einem definierten Punkt im Laufe der Prädiktionszeit kollidiert und wenn ja, mit welcher Querbewegung und zu welchem Zeitpunkt.

Der signifikante Einfluss der Kollisionsprüfung auf die Rechenzeit resultiert daraus, dass diese Prüfung extrem häufig in verschiedenen Verarbeitungsschritten ausgeführt wird. Beispielsweise wird im Verarbeitungsschritt *Bestimmung der situationsspezifischen Akzeptanz der Querdynamik hinsichtlich statischer Objekte* die Kollisionsprüfung einmal zwischen jedem möglichen Aufenthaltsort und jedem statischen Objekt ausgeführt. Entsprechend soll die Echtzeitfähigkeit erreicht werden, indem die Repräsentation der möglichen Aufenthaltsorte für die Kollisionsprüfungen optimiert wird.

Als erstes wird die Kollisionsprüfung formal definiert. Darauf aufbauend erläutert das folgende Kapitel die Berechnung der Kollisionsprüfung basierend auf den Koordinaten der linken und rechten Fahrzeugfrontpunkte. Im weiteren Verlauf werden zwei neue Repräsentationsformen eingeführt, um die Schwächen der bisherigen Repräsentationsformen hinsichtlich der Echtzeitfähigkeit zu eliminieren. Abschließend werden alle drei Varianten verglichen und die beste Repräsentationsform durch eine quantitative Rechenzeitanalyse bestimmt.

Definition der Kollisionsprüfung

Eine Kollisionsprüfung soll für einen zu prüfenden Punkt $P = [x, y]^T$ bestimmen, ob eine Kollision mit möglichen Aufenthaltsorten auftreten könnte und welche Querbewegungen und Kollisionszeiten damit verknüpft sind. Aufgrund der Fahrzeugbreite kann eine Kollision mit einem zu prüfenden Punkt für mehrere Querbewegungen gleichzeitig auftreten. Zum Beispiel findet eine Kollision für alle Querbewegungen statt, wenn der zu prüfende Punkt mittig direkt vor dem Fahrzeug liegt. Entsprechend werden bei einer Kollisionsprüfung alle Querbewegungen die zu einer Kollision führen in der Kollisionsmenge \mathcal{K} abgebildet. Der Kollisionszeitpunkt wird vornehmlich durch die Längsdynamik definiert. Diese basiert auf einem Startpunkt und einer Längsbewegung und ist somit für alle betrachteten Querbewegungen konstant. In

Kombination mit der zeitlichen Diskretisierung resultiert daher für eine Kollisionsprüfung ein exakter Kollisionszeitpunkt t^{Koli} .

Somit definiert sich die Operation der Kollisionsprüfung $f_{\text{Kollision}}$ als

$$f_{\text{Kollision}} : x, y, n \mapsto \mathcal{K}_{x,y,n}, t_{x,y,n}^{\text{Koli}}, \quad (3.65)$$

wobei n der Index des betrachteten Fahrzeugs ist und x, y die Koordinaten des zu prüfenden Punkts.

Kollisionsprüfung mit der Repräsentationsform 1 - linke und rechte Fahrzeugfrontpunkte

Das Konzept der Kollisionsprüfung auf Basis der linken und rechten Fahrzeugfrontpunkte wird anhand von Abbildung 3.37 erläutert. Dort stellen jeweils zwei durchgezogene Linien in gleicher Farbe die Trajektorie der linken und rechten Fahrzeugecke für eine definierte Querbewegung $a_{y,i}$ über alle Zeitschritte k dar. Für die Kollisionsprüfung wird getestet, ob sich der Punkt P innerhalb eines Rechtecks befindet, das aus linker und rechter Fahrzeugecke bei einer Querbewegung i von jeweils zwei aufeinanderfolgenden Zeitschritten k und $k - 1$ gebildet wird. Dieses Rechteck ist für die beiden dargestellten Querbewegungen einmal exemplarisch in Abbildung 3.37 eingezeichnet. Ist der Punkt nicht innerhalb dieses Rechtecks, wird das Fahrzeug für diese Querbewegung und den betrachteten Zeitpunkt nicht mit $P = [x, y]^T$ kollidieren. Dies ist in Abbildung 3.37 für das graue Rechteck der Fall. Wird der Punkt jedoch innerhalb eines betrachteten Rechtecks (rotes Rechteck in Abbildung 3.37) lokalisiert, wird der Pfad, der aus dieser Querbewegung resultiert, zwischen den zwei betrachteten Zeitpunkten mit dem zu prüfenden Punkt kollidieren.

Um dieses Konzept umzusetzen, bedarf es einer Methode, die prüft, ob ein Punkt innerhalb eines Rechtecks liegt. In dieser Arbeit wird dafür die Edge-Funktion [89] verwendet, welche ursprünglich zur Rasterisierung in Digitalbildern entwickelt wurde. Entsprechend Abbildung 3.38 a ermittelt die Edge-Funktion, ob sich ein Punkt links oder rechts von einer Linie befindet bzw. auf dieser Linie liegt. Die Linie wird dabei mittels eines Vektors definiert, sodass die Edge-Funktion folgendermaßen definiert werden kann:

$$E(x, y) = (x - X) \cdot dY - (y - Y) \cdot dX. \quad (3.66)$$

$E(x, y) = 0$ ergibt sich, wenn der Punkt genau auf der Linie liegt, $E(x, y) < 0$ wenn der Punkt links der Linie liegt und $E(x, y) > 0$ wenn der Punkt rechts der Linie liegt. Für eine bessere Lesbarkeit wird die Edge-Funktion im folgenden definiert als

$$E(x_{\text{test}}, y_{\text{test}}, x_1, y_1, x_2, y_2) = (x_{\text{test}} - x_1) \cdot (y_2 - y_1) - (y_{\text{test}} - y_1) \cdot (x_2 - x_1), \quad (3.67)$$

wobei x_{test} und y_{test} den zu prüfenden Punkt festlegen und die Punkte x_1, y_1, x_2 und y_2 als Vektor die begrenzende Linie definieren. Um zu prüfen, ob ein Punkt innerhalb eines Vierecks liegt, werden die Eckpunkte des Rechtecks im Uhrzeigersinn oder gegen den Uhrzeigersinn zu Vektoren umgerechnet. Die Richtung ist dabei nicht ausschlaggebend, sie muss jedoch bei der Berechnung aller Vektoren gleich sein. Ein Punkt befindet sich dann innerhalb des Rechtecks,

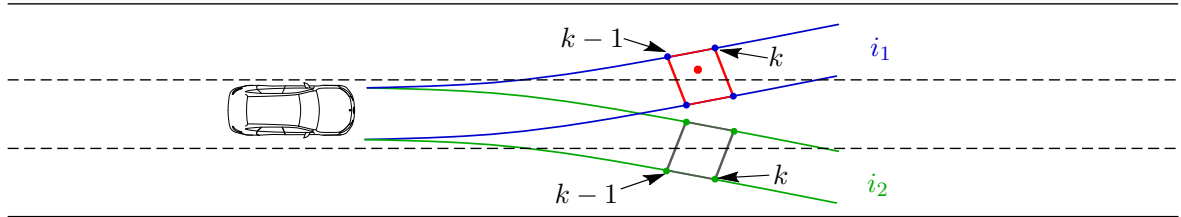


Abbildung 3.37.: Exemplarisches Beispiel zur Kollisionprüfung für die Repräsentationsform der möglichen Aufenthaltspunkte durch linke und rechte Fahrzeugfrontecke

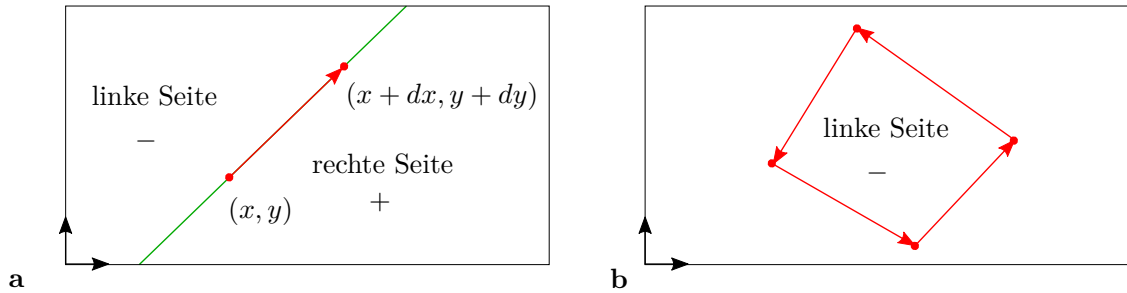


Abbildung 3.38.: Die Edge-Funktion: **a** Definition der Edge-Funktion nach [89] und **b** Umsetzung der Edge-Funktion zur Prüfung, ob sich ein Punkt innerhalb eines Vierecks befindet

wenn das Ergebnis der Edge-Funktion für alle Vektoren das gleiche Vorzeichen oder 0 ergibt. Illustriert ist dies in Abbildung 3.38 b.

Für die Berechnung von \mathcal{K} und t^{Koli} durch die Kollisionsprüfung wird im ersten Schritt eine auf der Edge-Funktion basierende Prüffunktion eingeführt. Diese Prüffunktion $f_{\text{ueberqueren}}$ prüft entsprechend der vorausgegangenen Argumentation, ob sich ein Punkt innerhalb eines Rechtecks bestehend aus linker und rechter Fahrzeugecke von jeweils zwei aufeinanderfolgenden Zeitschritten $k+1$ und k befindet. Somit ergibt sich $f_{\text{ueberqueren}}$ zu

$$f_{\text{ueberqueren}}(x, y, k, i, n) = \begin{cases} 1 & \begin{cases} E(x, y, x_{n,i,k}^{\text{vl}}, y_{n,i,k}^{\text{vl}}, x_{n,i,k}^{\text{vr}}, y_{n,i,k}^{\text{vr}}) \leq 0 \quad \wedge \\ E(x, y, x_{n,i,k}^{\text{vr}}, y_{n,i,k}^{\text{vr}}, x_{n,i,k+1}^{\text{vr}}, y_{n,i,k+1}^{\text{vr}}) \leq 0 \quad \wedge \\ E(x, y, x_{n,i,k+1}^{\text{vr}}, y_{n,i,k+1}^{\text{vr}}, x_{n,i,k+1}^{\text{vl}}, y_{n,i,k+1}^{\text{vl}}) \leq 0 \quad \wedge \\ E(x, y, x_{n,i,k+1}^{\text{vl}}, y_{n,i,k+1}^{\text{vl}}, x_{n,i,k}^{\text{vl}}, y_{n,i,k}^{\text{vl}}) \leq 0, \end{cases} \\ 0 & \text{sonst.} \end{cases} \quad (3.68)$$

wobei $f_{\text{ueberqueren}}(x, y, k, i) = 1$, wenn der Punkt innerhalb des entsprechenden Vierecks liegt. Mithilfe der Funktion $f_{\text{ueberqueren}}$ lässt sich die Kollisionsprüfung durchführen. So ergibt sich die Menge $\mathcal{K}_{x,y,n}$ für einen zu prüfenden Punkt x, y mit

$$\mathcal{K}_{x,y,n} = \{a_{y,n,i} | f_{\text{ueberqueren}}(x, y, k, i, n) = 1\}, \quad (3.69)$$

wobei $f_{\text{ueberqueren}}$ für alle Zeitschritte k evaluiert werden muss. Die Kollisionszeit t^{Koli} ist aufgrund der konstanten Längsdynamik für alle möglichen Kollisionen in \mathcal{K} eines Kollisionspunkts gleich

und kann daher auf Basis eines beliebigen Punkts in der Menge berechnet werden als

$$t_{x,y,n}^{\text{Koli}} = k' \cdot \Delta t \quad \text{wobei} \quad f_{\text{ueberqueren}}(x, y, k', i, n) = 1 \wedge a_{y,n,i} \in \mathcal{K}_{x,y,n}. \quad (3.70)$$

Falls keine Kollision mit den zu prüfenden Punkten x, y stattfindet ist $\mathcal{K}_{x,y,n}$ eine leere Menge.

Bei der Kollisionsprüfung auf Basis dieser Repräsentationsform wird nahezu die ganze Rechenzeit zur Überprüfung von $f_{\text{ueberqueren}}$ für jede Kombination aus Quereschleunigungen i und Zeitschritten k verwendet. Um die Effizienz der Kollisionsprüfung zu erhöhen, sollte folglich die Anzahl an Ausführungen von $f_{\text{ueberqueren}}$ gesenkt werden.

Kollisionsprüfung mit der Repräsentationsform 2 - Gitterpunkte

Um die Effizienz der Kollisionsprüfung zu erhöhen, reduziert das erste Konzept die Anzahl an Ausführungen von $f_{\text{ueberqueren}}$. Dazu wird eine komprimierte Darstellungsform der möglichen Aufenthaltspunkte in Form der sogenannten Gitterpunkte berechnet. Diese Gitterpunkte fassen die zwei Fahrzeugeckkoordinaten zu einem Punkt zusammen und halbieren damit die Anzahl an möglichen zukünftigen Aufenthaltspunkten. Anschließend wird für jeden dieser Gitterpunkte einmalig eine Kollisionsprüfung durchgeführt. Bei einer anschließenden Kollisionsprüfung eines beliebigen anderen Punkts wird nun lediglich der nächstgelegene Gitterpunkt identifiziert und dessen Kollisionsinformationen werden übernommen. Dadurch muss die aufwendige Kollisionsprüfung mittels $f_{\text{ueberqueren}}$ nicht bei jedem zu prüfenden Punkt durchgeführt werden, sondern nur einmalig für jeden Gitterpunkt. Entsprechend erhöht sich zwar der initiale Rechenaufwand, dieser wird jedoch durch eine effizientere Berechnung jeder einzelnen Kollisionsprüfung kompensiert.

Um aus der linken und rechten Fahrzeugeckkoordinate einen Gitterpunkt zu berechnen, wird ein gewichtetes Mittel verwendet. Das gewichtete Mittel wird dabei so gewählt, dass der Gitterpunkt der Quereschleunigung, welche die ausgeprägteste Linkskurve nach sich zieht, auf Basis der Trajektorie der linken Fahrzeugecke berechnet und analog der Gitterpunkt der Quereschleunigung, welche zur ausgeprägtesten Rechtskurve führt, auf Basis der Trajektorie der rechten Fahrzeugecke berechnet wird. Damit wird sichergestellt, dass die Aufenthaltspunkte - basierend auf der maximalen Richtungsänderung nach rechts bzw. links - in den Gitterpunkten enthalten sind und damit der mögliche Aufenthaltsraum wieder vollständig abgebildet wird. Zwischen diesen beiden Extrema wird eine lineare Skalierung des gewichteten Mittels angesetzt, sodass die Punkte homogen über die möglichen Aufenthaltsbereiche des Fahrzeugs verteilt sind. Berechnet werden die verwendeten Gitterpunkte $x_{n,i,k}^{\text{G}}$, $y_{n,i,k}^{\text{G}}$ entsprechend durch

$$x_{n,i,k}^{\text{G}} = \frac{I-i}{I} \cdot x_{n,i,k}^{\text{vr}} + \frac{i}{I} \cdot x_{n,i,k}^{\text{vl}}, \quad (3.71)$$

$$y_{n,i,k}^{\text{G}} = \frac{I-i}{I} \cdot y_{n,i,k}^{\text{vr}} + \frac{i}{I} \cdot y_{n,i,k}^{\text{vl}}, \quad (3.72)$$

wobei i der Index der Quereschleunigung ist und daher zur Gewichtung zwischen linker und rechter Fahrzeugecke verwendet wird. Exemplarisch sind diese Gitterpunkte in Abbildung 3.39 für die Beispielsituation 1 dargestellt.

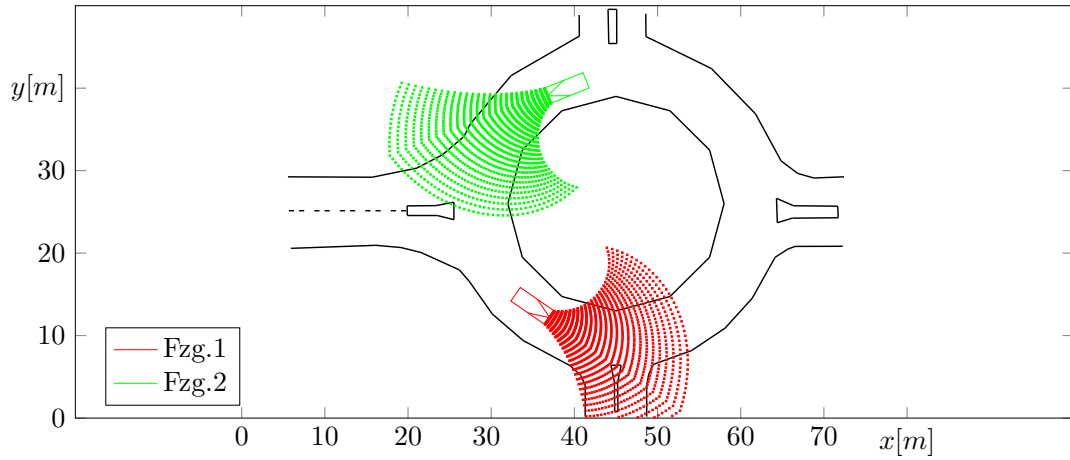


Abbildung 3.39.: Gitterpunkte für die Fahrzeuge in der Beispielsituation 1

Da die Gitterpunkte aus den Fahrzeugeckkoordinaten berechnet werden, verfügen diese Punkte über Eigenschaften, um die initiale Kollisionsprüfung effizient durchführen zu können. Diese optimierte initiale Kollisionsprüfung der Gitterpunkte ist im Anhang B.1 detailliert beschrieben. Als Ergebnis resultiert entgegen der „Definition der Kollisionsprüfung“ lediglich die Menge $\mathcal{K}_{n,i,k}^G$, welche alle Querbeschleunigungen enthält, die die Gitterpunkte $x_{n,i,k}^G, y_{n,i,k}^G$ überqueren bzw. mit ihnen kollidieren. Der Kollisionszeitpunkt ist nicht Teil des Ergebnisses, da dieser offenkundig jener Zeitpunkt t_k ist, welcher zur Berechnung des Gitterpunkts $x_{n,i,k}^G, y_{n,i,k}^G$ verwendet wurde.

Die initiale Kollisionsprüfung der Gitterpunkte $x_{n,i,k}^G, y_{n,i,k}^G$ und insbesondere die Bestimmung von $\mathcal{K}_{n,i,k}^G$ bietet neben der effizienteren Kollisionsprüfung einen weiteren Vorteil: Durch $\mathcal{K}_{n,i,k}^G$ wird indirekt die Breite des Fahrzeugs berücksichtigt, wodurch die Repräsentationsform letztendlich den gleichen Informationsgehalt wie die Beschreibung mittels der Eckpunkte der Fahrzeugfront hat, dabei jedoch nur die Hälfte an Beschreibungspunkten benötigt. Damit stellen die Gitterpunkte einen vollwertigen Ersatz zur Repräsentation der Aufenthaltspunkte durch linke und rechte Fahrzeugfrontpunkte dar und bieten aufgrund der geringen Anzahl an Punkten auch in den anderen Verarbeitungsschritten einen Rechenzeitvorteil.

Die Kollisionsprüfung beliebiger Punkte x, y auf Basis der Gitterpunkte wird - wie bereits eingangs erläutert - durch eine Suche nach dem nächstgelegenen Gitterpunkt umgesetzt. Dieser nächstgelegene Gitterpunkt ist der sogenannte Referenzgitterpunkt $x_{n,i_{\text{ref}},k_{\text{ref}}}^G, y_{n,i_{\text{ref}},k_{\text{ref}}}^G$, wobei dieser über i_{ref} und k_{ref} indiziert wird. Basierend auf dem quadratischen euklidischen Abstand als Abstandsmaß ergibt sich für i_{ref} und k_{ref} :

$$i_{\text{ref}}, k_{\text{ref}} : \left(x_{n,i_{\text{ref}},k_{\text{ref}}}^G - x \right)^2 + \left(y_{n,i_{\text{ref}},k_{\text{ref}}}^G - y \right)^2 \leq \left(x_{n,i,k}^G - x \right)^2 + \left(y_{n,i,k}^G - y \right)^2. \quad (3.73)$$

Mit der Bestimmung des Referenzgitterpunkts $x_{n,i_{\text{ref}},k_{\text{ref}}}^G, y_{n,i_{\text{ref}},k_{\text{ref}}}^G$ ergibt sich dann das Ergebnis der Kollisionsprüfung als

$$\mathcal{K}_{x,y,n} = \mathcal{K}_{n,i_{\text{ref}},k_{\text{ref}}}^G. \quad (3.74)$$

Falls der nächstgelegene Punkt einer der Randpunkte ist, also $i_{\text{ref}} = 0 \vee i_{\text{ref}} = I$ bzw. $k_{\text{ref}} = 0 \vee k_{\text{ref}} = K$, muss nochmals explizit mit $f_{\text{ueberqueren}}$ geprüft werden, ob sich der Punkt innerhalb

der möglichen Aufenthaltspunkte befindet. Dieser Schritt ist zwingend notwendig, allerdings in den zuvor beschriebenen Gleichungen nicht enthalten.

Die Verwendung der Gitterpunkte und der initialen Kollisionsprüfung reduziert die Berechnungshäufigkeit von $f_{\text{ueberqueren}}$, jedoch wird die Analyse der Rechenzeit am Ende dieses Kapitels zeigen, dass trotzdem nur ein minimaler Rechenzeitvorteil erzielt wird. Bei dieser Repräsentationsform resultiert dieser Umstand aus der Bestimmung des Referenzgitterpunkts, da entsprechend Gleichung 3.73 der quadratische euklidische Abstand zu jedem einzelnen Gitterpunkt bestimmt werden muss.

Kollisionsprüfung mit der Repräsentationsform 3 - Gitterpunkte in Kombination mit Belegungskarten

Im letzten Abschnitt wurde ein Großteil der Rechenzeit bei der Bestimmung des Referenzgitterpunkts verbraucht. In diesem Abschnitt soll daher eine Lösung gefunden werden, um von einem zu prüfenden Punkt x, y direkt auf den Referenzgitterpunkt $x_{n,i_{\text{ref}},k_{\text{ref}}}^G, y_{n,i_{\text{ref}},k_{\text{ref}}}^G$ zu schließen. Um dies zu erreichen wurden folgenden Konzepte in Betracht gezogen - jedoch aus den dargelegten Gründen verworfen:

Inverses Modell Bei dieser Methode sollte das zugrunde gelegte Bewegungsmodell des letzten Verarbeitungsschritts invertiert werden. Dadurch kann ausgehend von einem Punkt die Zeit und die Querschleunigung zum Erreichen des Punkts berechnet werden, womit letztendlich der Referenzgitterpunkt bekannt ist. Bei dieser Methode muss allerdings die Inversion des Bewegungsmodells mathematisch möglich sein. Diese Voraussetzung wird als zu starke Einschränkung bei der Modellbildung des Verfahrens angesehen - insbesondere hinsichtlich der zukünftigen Erweiterung mit neuen Objektklassen.

Systematische Suche Bei dieser Methode soll der Euklidische Abstand nicht zu allen Gitterpunkten geprüft werden, sondern mittels einer systematischen Suche die Effizienz erhöht werden. Da sich jedoch andere Objektklassen vollkommen anders bewegen und daher die Struktur des Gitters durch die Gitterpunkte große Unterschiede aufweisen könnte, ist die Einführung solcher systematischen Suchen über Objektklassen hinweg nur bedingt möglich.

Ein erstes valides Konzept ist die Verwendung einer Belegungskarte der vollständigen Umgebung des Ego-Fahrzeugs, wie sie in Abbildung 3.40 **a** dargestellt ist. Diese Belegungskarte kann genutzt werden, um einen Referenzgitterpunkt - ausgehend von einem beliebigen Punkt - direkt zu bestimmen. Dazu wird in einem initialen Schritt in jede Belegungskartenzelle der zugehörige Referenzgitterpunkt eingetragen, wie das jeweils exemplarisch für die vier farblich gekennzeichneten Gitterpunkte in Abbildung 3.40 **a** dargestellt ist. Bei einer Kollisionsprüfung wird dann für einen beliebigen Punkt x, y der zugehörige Referenzgitterpunkt bestimmt, indem die Belegungskartenzelle bestimmt wird, in der der Punkt x, y liegt. Da die Belegungskarte - ausgehend von einem definierten Punkt - homogen in x - und y -Richtung des Koordinatensystems diskretisiert ist, können die Indizes der Belegungskartenzelle für einen Punkt x, y direkt berechnet werden. Mithilfe der berechneten Belegungskartenzelle kann dann wiederum der initial eingetragene Referenzgitterpunkt aus der Belegungskarte ausgelesen werden.

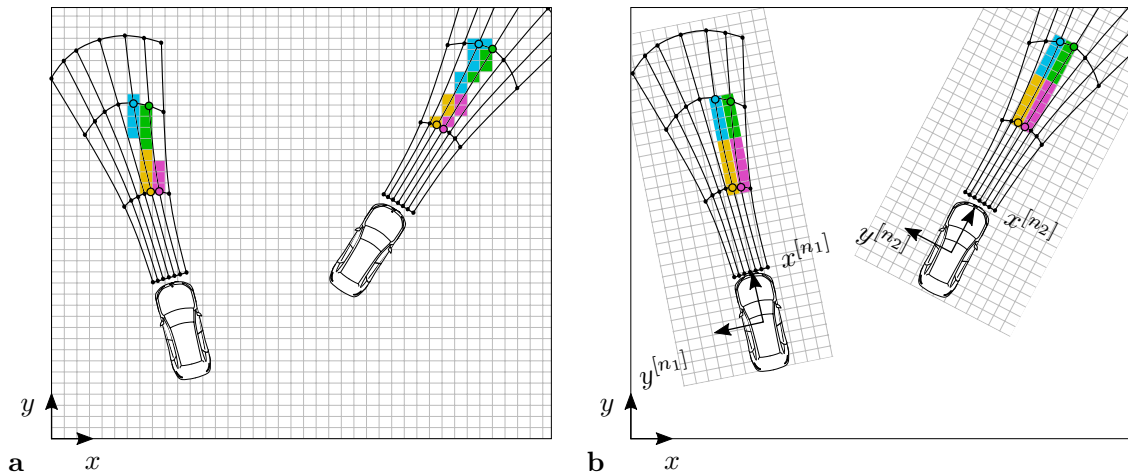


Abbildung 3.40.: Darstellung der zwei Belegungskartenkonzepte. Bei beiden Varianten wird die Information des Referenzgitterpunkts in den entsprechenden Belegungskartenzellen hinterlegt (Zellenfarbe entspricht gleichfarbigem Referenzgitterpunkt). Varianten: **a** globale Belegungskarte zur Diskretisierung der vollständigen Umgebung eines Fahrzeugs, **b** lokale Belegungskarten für jedes Fahrzeug

Die zugrundegelegte Belegungskarte müsste allerdings eine sehr große Fläche diskretisieren, damit auch die Gitterpunkte von weit entfernten Objekten eingetragen werden können. Durch die Verwendung einer großen Belegungskarte mit einer hohen Anzahl an Zellen entstehen unter anderem folgende Probleme:

Speicherbedarf: Jede Zelle der Belegungskarte muss im Speicher der Recheneinheit abgelegt werden. Mit zunehmender Größe wächst die Anzahl an Zellen und damit der benötigte Speicherplatz.

Rechenzeit: Mit zunehmender Größe der Belegungskarte wächst der Aufwand der initialen Befüllung.

Um diese Probleme zu überwinden muss die Größe der Belegungskarte signifikant reduziert werden. Daher wird - wie es in Abbildung 3.40 b dargestellt ist - anstelle einer großen Belegungskarte, jeweils eine kleine Belegungskarte für jedes Fahrzeug angelegt. Die Größe dieser individuellen Belegungskarte kann an die möglichen Aufenthaltsorte jedes Fahrzeugs angepasst werden. Die Bereiche zwischen den Fahrzeugen werden damit nicht mehr automatisch von einer Belegungskarte abgedeckt. Zudem hat der Abstand zwischen Koordinatenursprung und einem Fahrzeug keinen Einfluss mehr auf die Größe der Belegungskarte. Durch diese Eigenschaften resultiert bei der Verwendung individueller, lokaler Belegungskarten eine signifikante Reduzierung der Belegungskartengröße und damit des Speicherbedarfs. Durch die Definition der Belegungskarte in dem Fahrzeugkoordinatensystem des zugehörigen Fahrzeugs kann zudem die Diskretisierungsqualität in x - und y -Richtung (Längs- und Querrichtung) explizit gewählt werden und ist im Gegensatz zu einer globalen Belegungskarte nicht von der Winkelausrichtung des Fahrzeugs abhängig. Die Belegungskartenzelle zu einem beliebigen Punkt (x, y) kann weiterhin effizient berechnet werden. Die Rechenzeit erhöht sich lediglich leicht, da der Punkt (x, y) vorher in das zugehörige

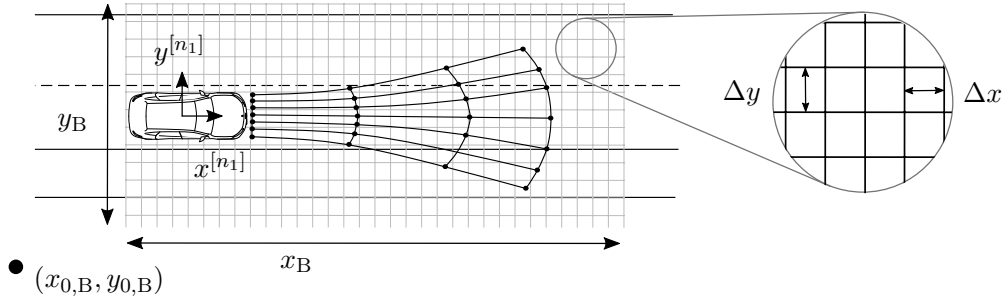


Abbildung 3.41.: Design der lokalen Belegungskarte

Koordinatensystem transformiert werden muss. Für jedes Fahrzeug n wird daher entsprechend Abbildung 3.41 eine individuelle Belegungskarte $\mathcal{B}_n(b_{x,n}, b_{y,n})$ angelegt, wobei $b_{x,n} \in [0, B_{x,n}] \wedge \mathbb{N}$ der Belegungskartenzellenindex in X -Richtung ist und entsprechend $b_{y,n} \in [0, B_{y,n}] \wedge \mathbb{N}$ der Belegungskartenzellenindex in Y -Richtung ist. Die Auflösung in x -Richtung (Fahrtrichtung) wird durch Δx beschrieben, die Auflösung in y -Richtung (Querrichtung) durch Δy . Entsprechend sind diese beiden Größen Teil der Parametermenge des Verfahrens $\mathcal{P} \supset \{\Delta x, \Delta y\}$. Die benötigten Größen der Belegungskarten werden durch $x_{B,n}$ und $y_{B,n}$ festgelegt. Diese beiden Größen sind keine Parameter, sondern ergeben sich aus der maximal zurücklegbaren Strecke eines Fahrzeugs n ³. Entsprechend ergibt sich $x_{B,n}$ anhand der Längsbeschleunigung und der Fahrgeschwindigkeit als

$$x_{B,n} = 0.5 \cdot a_{x,n} \cdot T^2 + v_n \cdot T + l_n, \quad (3.75)$$

wobei T die maximale Prädiktionszeit ist. In Y -Richtung ergibt sich $y_{B,n}$, indem jeweils die aus minimal und maximal betrachteter Querbeschleunigung $a_{y,n,i}$ resultierende Strecke addiert wird⁴:

$$y_{B,n} = 0.5 \cdot \min_{\forall i} a_{y,n,i} \cdot T^2 + 0.5 \cdot \max_{\forall i} a_{y,n,i} \cdot T^2 + 2 \cdot b_n. \quad (3.76)$$

Mittels der Bestimmung der Belegungskartengröße ergeben sich auch die maximalen Belegungskartenindizes als $B_{x,n} = \frac{x_{B,n}}{\Delta x}$ und $B_{y,n} = \frac{y_{B,n}}{\Delta y}$. Abschließend wird der Belegungskartenursprung um $x_{0,B,n}$ und $y_{0,B,n}$ verschoben, mit $x_{0,B,n} = -0.5 \cdot l_n$ und $y_{0,B,n} = -0.5 \cdot \max_{\forall i} |a_{y,n,i}| \cdot T^2 - b_n$. Dadurch ist das Fahrzeug innerhalb der Belegungskarte entsprechend Abbildung 3.41 positioniert.

Initial muss nun für jede Belegungskartenzelle hinterlegt werden, ob diese innerhalb der möglichen Aufenthaltsorte des zugehörigen Fahrzeugs liegt und wenn ja, welcher Gitterpunkt als Referenzgitterpunkt eingetragen werden soll. Trotz der kleinen Belegungskartengröße, bleibt eine vollständige Kollisionsprüfung einer jeden Belegungskartenzelle sehr aufwendig. Daher wird an dieser Stelle auf ein Linien-Rasterisierungsverfahren [18] zurückgegriffen. Dieses Rasterisierungsverfahren kann verwendet werden um alle Belegungskartenzellen innerhalb eines Dreiecks zu bestimmen, wie es in Abbildung 3.42 **a** dargestellt ist (z.B. entsprechend [67]). Übertragen auf die Gitterpunkte können - wie in Abbildung 3.42 **b** dargestellt - die Belegungskartenzellen effizient mit einem Tupel aus

³Bei Verwendung einer Recheneinheit mit statischer Speicherverwaltung, können $x_{B,n}$ und $y_{B,n}$ initial abgeschätzt werden, z.B. anhand der physikalischen Limits.

⁴Aufgrund des verwendeten Punkt-Masse-Modells für Fahrzeuge wird der Schwimmwinkel und damit die Quergeschwindigkeit vernachlässigt.

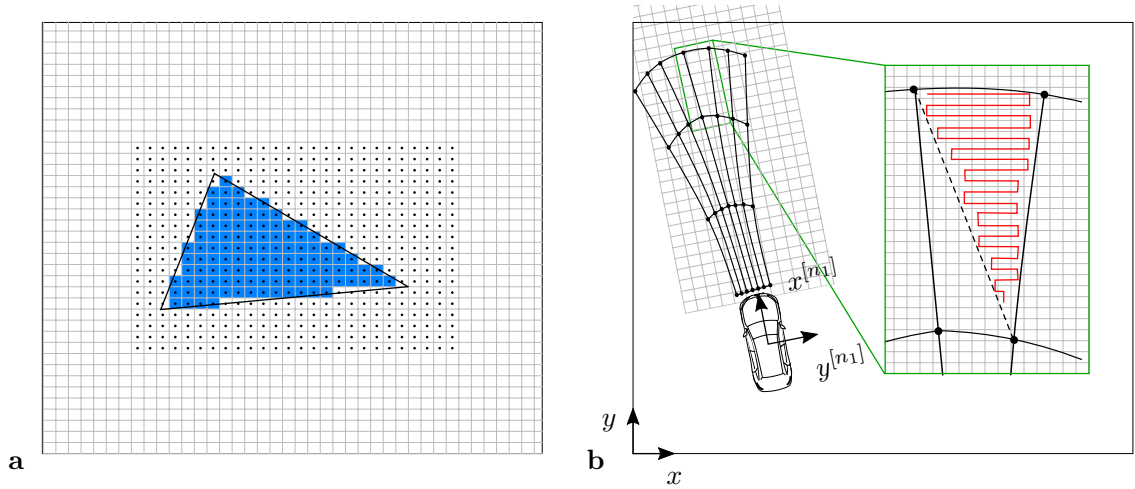


Abbildung 3.42.: Rasterisierungsverfahren der Belegungskarten: **a** Allgemeine Rasterisierung von Dreiecken, **b** Rasterisierung der Belegungskarten zur Befüllung der entsprechenden Gitterreferenzpunkte

Querbeschleunigung i und Zeitpunkt k des Referenzgitterpunkts befüllt werden, sodass für jede Belegungskarte \mathcal{B}_n gilt

$$\mathcal{B}_n(b_{x,n}, b_{y,n}) = \begin{cases} (i, k) & \text{wobei } x_{n,i,k}^G, y_{n,i,k}^G \text{ nächstgelegener Gitterpunkt zu } b_{x,n}, b_{y,n}, \\ & \wedge b_{x,n}, b_{y,n} \text{ innerhalb der Aufenthaltspunkte,} \\ \emptyset & \text{sonst.} \end{cases} \quad (3.77)$$

Entsprechend Gleichung 3.77 werden ausschließlich Belegungskartenzellen, die innerhalb der möglichen Aufenthaltspunkte liegen, einem Referenzgitterpunkt zugewiesen. Außerhalb der möglichen Aufenthaltspunkte enthält die Belegungskartenzelle eine leere Menge \emptyset .

Zur Kollisionsprüfung eines beliebigen Punkts x, y mit einem Fahrzeug n auf Basis der Belegungskarte \mathcal{B}_n muss der Punkt als Erstes in das Koordinatensystem von Fahrzeug n transformiert werden. Zur Berechnung der neuen Koordinaten $x^{[n]}, y^{[n]}$ des Punkts x, y im Koordinatensystem des Fahrzeugs n wird eine Translation (Verschiebung) um die aktuelle Position $x_{0,n}, y_{0,n}$ durchgeführt und anschließend eine Rotation um den Gierwinkel $\psi_{0,n}$

$$\begin{bmatrix} x^{[n]} \\ y^{[n]} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\psi_{0,n}) & -\sin(\psi_{0,n}) \\ \sin(\psi_{0,n}) & -\cos(\psi_{0,n}) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} x_{0,n} \\ y_{0,n} \end{bmatrix}. \quad (3.78)$$

Ausgehend von den transformierten Koordinaten $x^{[n]}, y^{[n]}$ wird nun jene Belegungskartenzelle bestimmt, welche den Punkt x, y enthält. Dafür wird die Verschiebung der Belegungskarte $(x_{0,B,n}, y_{0,B,n})$ und deren Auflösung $(\Delta x, \Delta y)$ berücksichtigt:

$$b_{x,n} = \frac{x^{[n]} + x_{0,B,n}}{\Delta x} \quad b_{y,n} = \frac{y^{[n]} + y_{0,B,n}}{\Delta y}. \quad (3.79)$$

Liegt das Ergebnis aus den Gleichungen 3.79 außerhalb des Definitionsbereichs von $b_{x,n}$ bzw. $b_{y,n}$, befindet sich der Punkt außerhalb der Belegungskarte und ist damit kollisionsfrei.

Zur einfacheren Handhabung der Belegungskarten in den folgenden Verarbeitungsschritten wird an dieser Stelle noch die Zugriffsfunktion $f_{\mathcal{B}_n}(x, y)$ definiert. Diese ermöglicht den direkten Zugriff auf die Belegungskarte des Fahrzeugs n basierend auf den Punkt x, y des initialen Koordinatensystems. Dazu verwendet die Funktion $f_{\mathcal{B}_n}(x, y)$ die eben erläuterte Koordinatentransformation nach Gleichung 3.78 und berechnet anschließend die Belegungskartenindizes mittels Gleichung (3.79). Ausgehend von den Belegungskartenindizes ergibt sich der Eintrag des Referenzgitterpunkts (i, k) in der Belegungskarte \mathcal{B}_n . Für den Fall, dass keine Kollision stattfindet, ist das Ergebnis von $f_{\mathcal{B}_n}(x, y)$ ein leere Menge \emptyset .

Quantitativer Vergleich der Rechenzeit der verschiedenen Repräsentationsformen

In diesem Kapitel werden die folgenden drei Repräsentationsformen inkl. jeweils einer konkreten, möglichst effizienten Umsetzung der Kollisionsprüfung untersucht:

- 1.) Repräsentation durch Fahrzeugfronteckpunkte** Bei dieser Methode wird die Position des Fahrzeugs zu jedem Zeitschritt und für jede Querschleunigung mittels der Koordinaten der linken und rechten Fahrzeugfrontecke beschrieben. Die Kollisionsprüfung wird mittels der Edge-Function durchgeführt, indem geprüft wird, ob sich ein Punkt innerhalb eines Rechtecks befindet, das aus den Eckpunkten zweier aufeinanderfolgender Zeitschritte definiert ist.
- 2.) Repräsentation durch Gitterpunkte** Bei dieser Methode wird die Position des Fahrzeugs zu jedem Zeitschritt und für jede Querschleunigung mittels eines Gitterpunkts beschrieben. Anschließend wird für jeden Gitterpunkt eine initiale Kollisionsprüfung durchgeführt. Die Kollisionsprüfung eines beliebigen Punkts erfolgt durch die Bestimmung des nächstgelegenen Gitterpunkts. Die Ergebnisse des so identifizierten Referenzgitterpunkts sind die Ergebnisse der Kollisionsprüfung.
- 3.) Repräsentation durch Gitterpunkte inkl. Belegungskarte** Diese Methode erweitert die Repräsentationsform der Gitterpunkte um eine Belegungskarte. Diese Belegungskarte enthält in jeder Belegungskartenzelle den nächstgelegenen Gitterpunkt (Referenzgitterpunkt). Durch die Bestimmung jener Belegungskartenzelle, die den zu prüfenden Punkt beinhaltet, kann somit direkt der Referenzgitterpunkt bestimmt werden.

Ziel der Repräsentationsformen ist es, die Rechenzeit bei einer häufigen Ausführung der Kollisionsprüfung zu reduzieren. Um die verschiedenen Repräsentationsformen zu vergleichen wird im Folgenden eine zunehmende Anzahl beliebiger Punkte innerhalb der möglichen Aufenthaltsorte berechnet und für jeden dieser Punkte eine Kollisionsprüfung durchgeführt. In Abbildung 3.43 werden die gemessenen Rechenzeiten der verschiedenen Repräsentationsformen verglichen. Der initiale Rechenaufwand zum Erstellen der Aufenthaltspunkte und die Umrechnung in die evaluierte Repräsentationsform (Gitterpunkte und/oder Belegungskarte) ist in den Rechenzeiten mit berücksichtigt. Die absoluten Rechenzeiten werden innerhalb der Entwicklungsumgebung MatrixX [23] bestimmt. Da im Fahrzeug die deutlich effizientere Programmiersprache C eingesetzt wird, sind die absoluten Rechenzeiten für die spätere Echtzeitfähigkeit nicht relevant, können aber circa mit dem Faktor 100-200 reduziert werden. Das Verhältnis der Rechenzeit zwischen den Repräsentationsformen ist hingegen aussagekräftig.

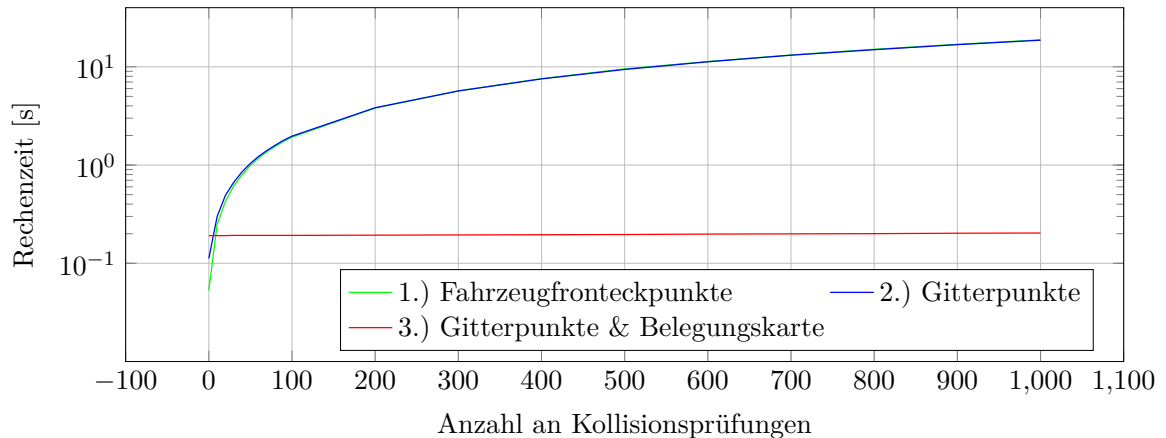


Abbildung 3.43.: Vergleich der Rechenzeiten der verschiedenen Repräsentationsarten der Fahrzeugposition hinsichtlich Kollisionsprüfungen

Das Ergebnis der Rechenzeitanalyse ist in Abbildung 3.43 dargestellt. Die Verwendung der Belegungskarte zeigt mit Abstand die höchste Effizienz. Der höhere Initialaufwand wird innerhalb von 10 Kollisionsprüfungen ausgeglichen. Die ausschließliche Verwendung der Gitterpunkte bietet dabei nur einen minimalen Vorteil gegenüber der Repräsentationsform durch die Fahrzeugfronteckpunkte und benötigt ca. 200 Kollisionsprüfungen, um den höheren Initialaufwand auszugleichen. Damit ist eindeutig die Kombination von Gitterpunkten und Belegungskarte die beste Repräsentationsform der Aufenthaltspunkte und wird für die weiteren Verarbeitungsschritte verwendet.

3.5.3. Situationsunabhängige Akzeptanz der Querdynamik

Nähert sich ein Fahrer mit hoher Geschwindigkeit einer engen Kurve, so reduziert er typischerweise seine Geschwindigkeit. Die Ursache dafür liegt darin, dass eine signifikante Querdynamik von vielen Fahrern als unangenehm empfunden wird und daher mit zunehmender Querdynamik immer weniger Fahrer bereit sind diese zu akzeptieren. Daher werden Manöver, die mit einer hohen Querdynamik verknüpft sind, nicht ausgeführt, oder - wie im Beispiel der Kurve - die Geschwindigkeit wird vorab reduziert. Dieser Zusammenhang soll in dieser Arbeit über die sogenannte „Situationsunabhängige Akzeptanz der Querdynamik“ abgebildet werden. Durch die Berücksichtigung dieser Akzeptanzverteilung wird erreicht, dass innerhalb der Verhaltensvorhersage hohe Querdynamiken bevorzugt aus dem Belegungsraum ausgeschlossen werden, solange eine ausreichend akzeptierte Alternative existiert. Ziel dieses Verhaltensanalyse-schritts ist es daher, die situationsunabhängige Akzeptanz der Querdynamik im Straßenverkehr zu bestimmen.

Die Häufigkeitsverteilung der Querbeschleunigung - wie sie auf Basis des Euro-Fot Datensatzes (Kapitel 3.3) berechnet werden kann - bildet nicht die „Situationsunabhängige Verteilung der Akzeptanz der Querdynamik“ ab. Einerseits sind 90 Fahrer eine zu geringe Anzahl, um daraus eine statistisch repräsentative Verteilung über alle am Straßenverkehr teilnehmenden Fahrer abzuleiten und andererseits ist die Häufigkeit einer Querbeschleunigung im EuroFot-Datensatz von den Verkehrssituationen, in denen der Datensatz aufgenommen wurde, abhängig. Zum

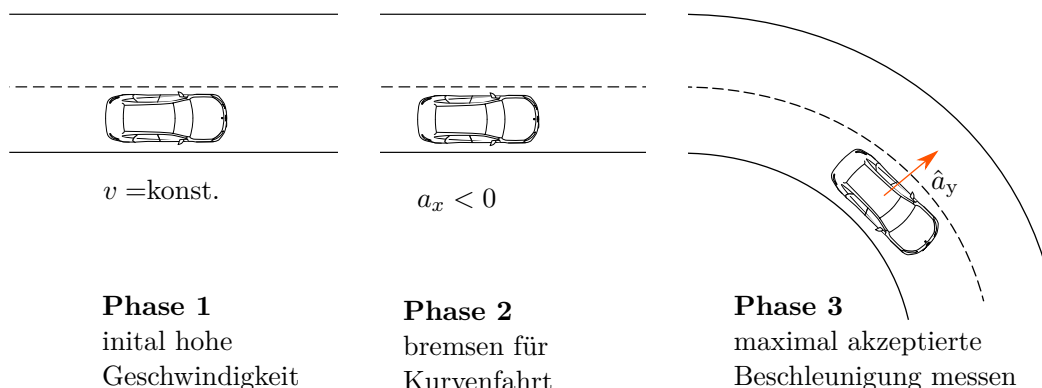


Abbildung 3.44.: Versuchsaufbau zur Bestimmung der maximal akzeptierten Querbeschleunigung eines Probanden

Beispiel treten auf der Autobahn seltener hohe Querbeschleunigungen auf als dies auf einer Passstraße mit unzähligen engen Kurven der Fall ist. Bei der Bestimmung der zu betrachtenden Querbeschleunigungen in Kapitel 3.3.1 war die Abhängigkeit hinsichtlich der Verkehrssituationen sinnvoll, da die Annahmen über alle im normalen Fahrbetrieb auftretenden Situationen validiert werden sollten.

Die situationsunabhängige Akzeptanz soll hingegen die Akzeptanz der Querdynamik unabhängig von weiteren Einflüssen der Situation abbilden. Diese weiteren Einflüsse der Verkehrssituation (statische und dynamische Objekte) wirken sich auf das Verhalten eines Verkehrsteilnehmers aus, werden jedoch für die Verhaltensvorhersage in späteren Verarbeitungsschritten berücksichtigt. Um die situationsunabhängige Akzeptanz mit Beschleunigungsdaten zu bestimmen, muss daher eine Situation gefunden werden, in der lediglich die Grenzen der akzeptierten Querbeschleunigungen das Verhalten des Fahrers beeinflussen.

Ein geeigneter Versuchsaufbau, um eine Situation zu erzwingen, in der die maximal akzeptierte Querbeschleunigung gemessen werden kann, ist in Abbildung 3.44 dargestellt. Der Ablauf ist wie folgt: Der Proband beschleunigt das Fahrzeug auf einer gerade verlaufenden Straße auf eine vorgegebene hohe Geschwindigkeit. Er erhält nach dem Erreichen der Zielgeschwindigkeit die Anweisung, den Kurs mit seinem normalen Fahrverhalten zu folgen. Nach einiger Zeit geht der Kurs in eine starke Kurve über, der Proband reduziert nun die Geschwindigkeit, um in der Kurve einer niedrigeren Querbeschleunigung ausgesetzt zu sein. Da der Fahrer in dieser Situation die Geschwindigkeit nur reduziert, um die Querbeschleunigung in der Kurve zu reduzieren, kann angenommen werden, dass die **maximal gemessene Querbeschleunigung gleich der maximal akzeptierten Querbeschleunigung** ist.

Somit ist bei diesem Versuch die maximal akzeptierte Querbeschleunigung $\hat{a}_{y,c}$ eines jeden Probanden c als das betragsmäßige Maximum aller auftretenden Querbeschleunigungen innerhalb der Kurve definiert. Ausgehend von der maximal akzeptierten Querbeschleunigung $\hat{a}_{y,c}$ ergibt sich dann das Intervall aller akzeptierten Querbeschleunigungen eines Probanden c als $[0, \hat{a}_{y,c}]$, da kleinere Querbeschleunigungen als die maximal akzeptierte Querbeschleunigung natürlich

ebenfalls akzeptiert werden. Damit ergibt sich die situationsunabhängige Akzeptanz in Form der relativen Häufigkeit, dass ein Fahrer eine definierte Querbeschleunigung a_y noch akzeptiert ($a_y \in [0, \hat{a}_{y,c}]$), anhand folgender Gleichung

$$A(a_y) = \frac{1}{C} \cdot \sum_{\forall c: a_y \in [0, \hat{a}_{y,c}]} 1, \quad (3.80)$$

wobei C der Anzahl aller Probanden entspricht. Die zu erwartende Form dieser Akzeptanzverteilung ist in Abbildung 3.45 **a** dargestellt. Der Bereich „akzeptiert“ hat eine Akzeptanz von nahe 1 und wird damit von nahezu jedem Fahrer akzeptiert. Mit zunehmender Querbeschleunigung ergibt sich ein *Übergang*. In diesem Bereich hängt es vom jeweiligen Fahrer ab, ob eine Querbeschleunigung noch akzeptiert wird oder nicht. Somit zeigt dieser Bereich die Verteilung zwischen den vorsichtigen und den dynamischen Fahrern auf. Zuletzt folgt bei sehr großen Querbeschleunigungen der „nicht akzeptierte“ Bereich, den nahezu alle Fahrer vermeiden und der entsprechend mit Akzeptanzen nahe bei 0 verknüpft ist.

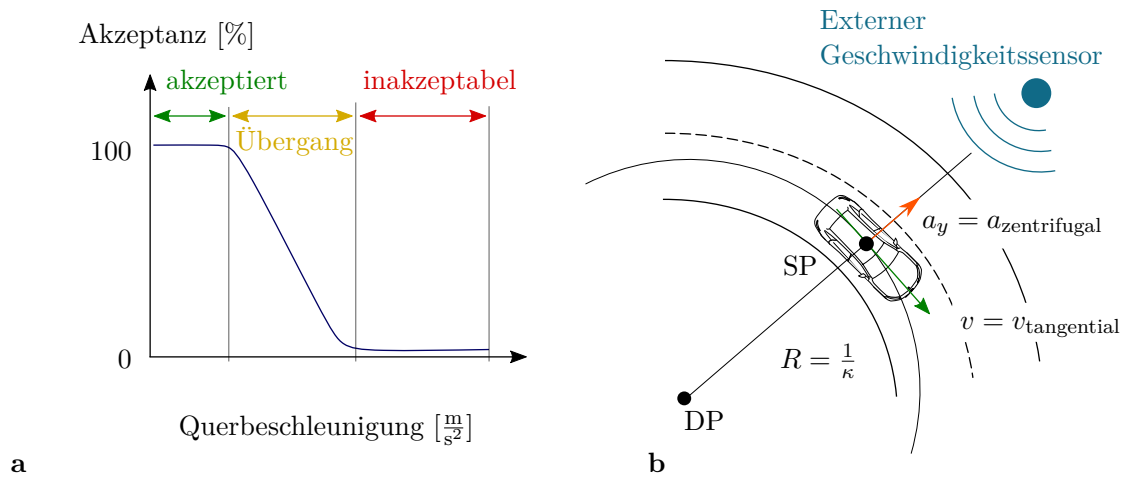


Abbildung 3.45.: Ermittlung der Basisakzeptanz in einer Kurve bei Autobahnausfahrten: **a** Hypothese zur Form der Basisakzeptanz, **b** Berechnung der Querbeschleunigung a_y eines Fahrzeugs in der Kurve aus der Tangentialgeschwindigkeit v bei der Drehung des Fahrzeugschwerpunkts SP um den Momentan- bzw. Drehpol DP der Bahnkrümmung κ bzw. dem Kurvenradius R

Während zur Bestimmung der Parameter einer Gaußverteilung eine kleinere Anzahl Probanden ausreichen, werden zur stabilen Bestimmung einer beliebigen Verteilungsfunktion mit unbekannter Form wie $A(a_y)$ deutlich mehr Probanden benötigt. Da zudem $A(a_y)$ eine Verteilungsfunktion über alle im Straßenverkehr teilnehmenden Fahrer darstellen soll, resultiert erst aus einer sehr großen Anzahl an Probanden (>10.000) ein belastbares Ergebnis. Jedoch lässt sich ein Versuch mit weit mehr als 100 Probanden nicht mit akzeptablem Aufwand durchführen. Daher wird im Folgenden ein alternatives Vorgehen vorgestellt, bei dem durch die Beobachtung des Verhaltens im regulären Straßenverkehr die maximal akzeptierte Querbeschleunigung bestimmt wird.

Die Grundidee zur Bestimmung der Verteilungsfunktion besteht darin, Verkehrsteilnehmer im normalen Straßenverkehr in einer dem oben diskutierten Versuchsaufbau analogen Situation zu

beobachten. Dabei entstehen zwei Herausforderungen: Einerseits können die Querbeschleunigungen von Fahrzeugen im Straßenverkehr durch Beobachtung nicht gemessen werden und andererseits muss eine geeignete Situation entsprechend des Versuchsaufbaus gefunden werden.

Dazu weist das reguläre Verhalten von Fahrzeugen an Autobahnausfahrten eine extrem hohe Ähnlichkeit zum beschriebenen Versuchsaufbau auf. Initial fahren die Fahrzeuge mit hoher Geschwindigkeit auf der Autobahn. Der Kurvenradius vieler Autobahnabfahrten ist im Verhältnis zur Geschwindigkeit auf der Autobahn sehr klein, sodass der Fahrer bremst, um seine Querbeschleunigung in der bevorstehenden Autobahnausfahrt zu reduzieren. Damit jedoch wirklich nur die Kurve der Ausfahrt die Querbeschleunigungswahl beeinflusst, müssen folgende Voraussetzung erfüllt sein:

- keine Geschwindigkeitslimitierung in der Ausfahrt,
- kein Vorfahrer, welcher ggf. langsamer fährt,
- ausreichend hohe Geschwindigkeit auf der Autobahn möglich,

Somit wird für die folgende Analyse angenommen, dass unter Einhaltung der genannten Voraussetzungen, die Querbeschleunigung eines passierenden Fahrzeugs in der Autobahnausfahrt statistisch mit der maximal akzeptierten Querbeschleunigung korreliert.

Um die Querbeschleunigung eines Fahrzeugs, welches eine Autobahnausfahrt passiert, zu bestimmen, wird die Geschwindigkeit in der Ausfahrt mit deren Straßengeometrie kombiniert. Die Geschwindigkeit eignet sich besonders gut als Messgröße, da auf die fest installierten Geschwindigkeitsmesssensoren [22] der zuständigen Behörde im Großraum München zurückgegriffen werden kann. Diese Sensoren befinden sich einerseits an vielen Autobahnausfahrten und sind andererseits fest installiert, sodass mittels dieser Sensoren problemlos eine sehr große Anzahl an Fahrern untersucht werden kann.

Da jedoch beliebige passierende Fahrzeuge betrachtet werden, kann für die Berechnung der Querbeschleunigung nicht auf detaillierte Fahrzeugparameter von Fahrdynamikmodellen zurückgegriffen werden. Daher wird eine konstante Kreisfahrt, wie in Abbildung 3.45 **b** dargestellt, angenommen. Die Querbeschleunigung a_y ergibt sich daher aus der gemessenen Geschwindigkeit v und dem gefahrenen Kurvenradius R als

$$a_y = \frac{v^2}{R}. \quad (3.81)$$

Um den Kurvenradius zu bestimmen, können grundsätzlich die Baupläne der jeweiligen Ausfahrt verwendet werden. Da der Kurvenradius jedoch signifikanten Einfluss auf die berechnete Querbeschleunigung hat und mit Abweichungen von der Straßenplanung gerechnet werden muss, soll der Kurvenradius vermessen werden. Dafür wird das in Anhang C.1 beschriebene Spurrekonstruktionsverfahren verwendet. Dieses Verfahren rekonstruiert auf Basis der Spurerkennung eines Fahrzeugs den Spurverlauf der befahrenen Strecke und bestimmt somit die Geometrie der Kurve. Für eine in der folgenden Auswertung verwendete Ausfahrt ist die rekonstruierte Spur in Abbildung 3.46 **a** dargestellt. Im Hintergrund ist das Satellitenbild der Ausfahrt zu sehen, wodurch die hohe Genauigkeit zwischen rekonstruiertem Spurverlauf und tatsächlichem Straßenverlauf sichtbar wird.

Der gefahrene Radius hängt zwar maßgeblich von der Geometrie der Kurve ab, jedoch kann der Fahrer durch Kurvenschneiden den Radius beeinflussen. Dabei nutzt er die Breite der Fahrbahn aus um einen größeren Radius zu fahren, woraus eine kleinere Querschleunigung resultiert. Dieses Verhalten muss bei der Berechnung des Radius berücksichtigt werden. Daher wird für jede Ausfahrt eine Normtrajektorie bestimmt. Diese Normtrajektorie wird aus dem rekonstruierten Spurverlauf abgeleitet und berücksichtigt ein kurvenschneidendes Verhalten des Fahrers. Das angenommene Kurvenschneideverhalten zur Bestimmung der Normtrajektorie ist in Abbildung 3.46 b dargestellt. Dabei ist das Fahrzeug zu Beginn der Kurve maximal kurvenaußen, was dem Abstand der halben Fahrzeugbreite von der äußeren Spurbegrenzung entspricht.

Durch frühzeitiges Einlenken bewegt sich das Fahrzeug ausgehend vom Startpunkt ins Kurveninnere, sodass bei der halben Strecke der Kurve das Fahrzeug maximal kurveninnen ist. Diese maximal kurveninnere Position entspricht dabei dem Abstand der halben Fahrzeugbreite von der inneren Spurbegrenzung. Bis zum Kurvenende bewegt sich das Fahrzeug dann wieder vollständig an den äußeren Rand der Kurve. Die nach diesem Vorgehen bestimmte Normtrajektorie ist ebenfalls in Abbildung 3.46 b für die dort abgebildete Ausfahrt dargestellt.

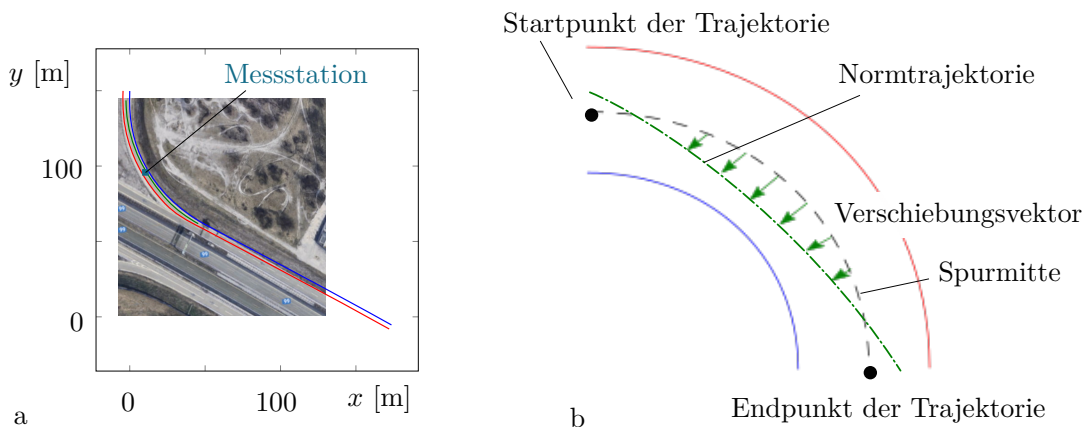


Abbildung 3.46.: Zusammenfassung der Untersuchung zur Bestimmung der Basisakzeptanz: **a** Ausfahrt E2 als exemplarisches Beispiel der Spurrekonstruktion, **b** Ermittlung der Verschiebung über die Spurmitte der Fahrbahn

Der gesuchte Kurvenradius an der Messstation lässt sich numerisch aus dem Verlauf der Normtrajektorie berechnen als

$$R = \frac{\Delta\psi}{l}, \quad (3.82)$$

wobei $\Delta\psi$ der Winkel zwischen den diskreten Punkten der Trajektorie an der Messstelle der Geschwindigkeit ist und l die Länge des folgenden Segments.

Ein weiterer nicht zu vernachlässigender Einflussfaktor bei der Berechnung der Querschleunigung ist die Kurvenneigung. Diese wirkt sich zwar nicht auf die berechnete Zentripetalbeschleunigung in Gleichung 3.81 aus, jedoch reduziert eine Querneigung der Straße die auf das Fahrzeug wirkende und damit die vom Fahrer wahrgenommene Querschleunigung. In Abbildung 3.47 ist daher der Zusammenhang zwischen Zentripetalbeschleunigung und Querschleunigung dargestellt.

3. Überapproximative Verhaltensvorhersage zur Bestimmung der Belegungsräume

Aufgrund der Querneigung der Fahrbahn α teilt sich die Zentripetalbeschleunigung in eine senkrecht zur Fahrbahn stehenden Komponente und in die Querbeschleunigung auf. Gleichzeitig wirkt aus der Erdbeschleunigung resultierend die Hangabtriebskraft der wirkenden Querbeschleunigung entgegen. Damit ergibt sich unter Berücksichtigung der Querneigung die Querbeschleunigung als

$$a_y = \cos \alpha \cdot \frac{v^2}{R} - \sin(\alpha) \cdot g, \quad (3.83)$$

wobei g die Erdbeschleunigung mit $9.81 \frac{\text{m}}{\text{s}^2}$ ist. Die Fahrbahnneigung beträgt in Deutschland zwischen 1.43° (2.5%) und 4.57° (8%) [95]. Da die genaue Fahrbahnneigung an den jeweiligen Autobahnausfahrten nicht bekannt ist, wird ein Mittelwert von 3° zur Berechnung verwendet.

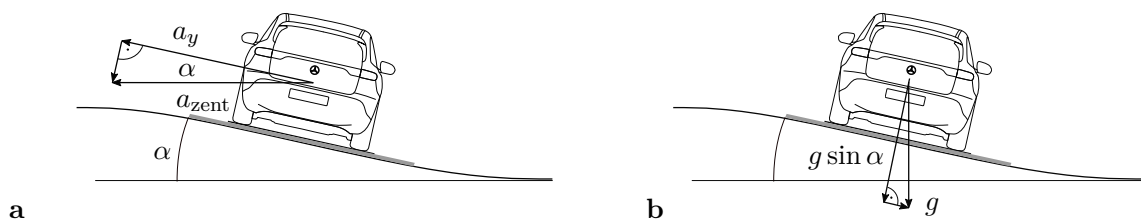


Abbildung 3.47.: Einfluss der Querneigung der Fahrbahn auf die Querbeschleunigung: Aufteilung **a** der Zentripetalbeschleunigung und **b** der Erdbeschleunigung

Um sicherzustellen, dass die anhand von Gleichung 3.83 berechneten Querbeschleunigungen vertrauenswürdig sind, ist in Anhang C.2 eine detaillierte Fehleranalyse zu finden. Dabei werden sowohl Sensormessfehler berücksichtigt als auch Abweichungen von den getroffenen Annahmen. Die theoretische Betrachtung aller Fehlereinflüsse ergibt eine zu erwartende Genauigkeit von $0.266 \frac{\text{m}}{\text{s}^2}$. Eine zusätzliche quantitative Validierung mittels eines Versuchsträgers liefert als Ergebnis einen Messfehler von $0.161 \frac{\text{m}}{\text{s}^2}$. Der resultierende Fehler ist wie zu erwarten größer als bei einem Sensor im Fahrzeug. Für eine statistische Auswertung, bei der eine Mittelung des Fehlers aufgrund der großen Anzahl an Beobachtungen zu erwarten ist, ist der Fehler jedoch ausreichend klein.

Versuchsdurchführung

Da die Fehleranalyse der beschriebenen Methode eine ausreichende Genauigkeit der berechneten Querbeschleunigung belegt, kann die situationsunabhängige Akzeptanz der Querdynamik wie beschrieben bestimmt werden. Dazu wurden im Großraum München fünf Autobahnausfahrten ausgewählt, welche die folgenden Anforderungen erfüllen mussten:

- Der Kurvenradius in der Ausfahrt ist ausreichend klein, damit bei einer normalen Autobahngeschwindigkeit von größer $100 \frac{\text{km}}{\text{h}}$ ein Bremsmanöver notwendig ist.
- Die Ausfahrt verfügt über eine Messstation, welche sich innerhalb der Kurve befindet.
- Die Ausfahrt verfügt über keine Geschwindigkeitsbeschränkung.
- Die Spurmarkierungen sind deutlich zu erkennen, sodass die Spurrekonstruktion auf einer stabilen Erkennung basiert.

Die finale Auswahl der fünf Ausfahrten ist in Abbildung 3.48 dargestellt.

ID	Koordinaten	R [m]	\bar{v} [$\frac{\text{km}}{\text{h}}$]
E1	48°17'55.4"N 11°37'50.0 "E	70	53.3
E2	48°08'41.5 "N 11°23'35.4 "E	72	56.3
E3	48°10'54.4 "N 11°26'01.8 "E	73	56.2
E4	48°02'26.6 "N 11°40'55.7 "E	90	62.1
E5	48°02'32.8 "N 11°40'55.0 "E	131	72.4



Abbildung 3.48.: Koordinaten und Karte der ausgewählten Messstationen, sowie Kurvenradius und mittlere Passiergeschwindigkeit \bar{v} aller untersuchten Fahrzeuge

Untersucht wurde der Verkehr an verschiedenen Tagen mit unterschiedlichen Wetterbedingungen. In diesem Abschnitt werden jedoch lediglich die Tage mit trockenem sonnigen Wetter (Tabelle 3.2) betrachtet, da bei sonnigen Wetterverhältnissen die größte Akzeptanz der Querbeschleunigungen auftritt und dies somit im Einklang mit dem Ziel des Verfahrens steht, das Verhalten der Verkehrsteilnehmer zu überapproximieren. Die Ergebnisse bei Regen und bei Schneefall sind jedoch zusätzlich im Anhang C.3 dargestellt.

Datum:	17.4.19	18.4.19	19.04.19	20.04.19	21.04.19	22.04.19
Regen [$\frac{1}{\text{h}}$]	0	0	0	0	0	0
mittlere Temp. [$^{\circ}\text{C}$]	12.8	13.3	14.5	14.4	14.6	15.7
Sonnenstunden	13.2	13.1	13.5	13.6	13.6	12.4
Datum:	03.06.18	04.06.18	05.06.18	02.07.18		
Regen [$\frac{1}{\text{h}}$]	0	0	0	0		
mittlere Temp. [$^{\circ}\text{C}$]	20.9	21.0	21.9	18.1		
Sonnenstunden	13.0	15.0	13.3	15.6		

Tabelle 3.2.: Tage zur Untersuchung der Querbeschleunigungsakzeptanz auf Basis von sonnigem trockenem Wetter inklusive genauen Wetterkenndaten

Die Ergebnisse der Analyse der situationsunabhängigen Akzeptanz der Querdynamik - basierend auf 35.831 passierenden Fahrzeugen - sind in Abbildung 3.49 dargestellt. Die Ähnlichkeit des Kurvenverlaufes in den untersuchten Ausfahrten zeigen die Konsistenz des Ergebnisses. Die finale Akzeptanz der Querbeschleunigung $A(ay)$ wird durch die Mittelwertbildung aller betrachteten Ausfahrten berechnet und entspricht in Abbildung 3.49 der roten Kurve.

Mit der mittleren Verteilung in Abbildung 3.49 ist die situationsunabhängige Akzeptanz der Querdynamik bestimmt. Jedoch steht durch die gemessene aktuell herrschende Querbeschleu-

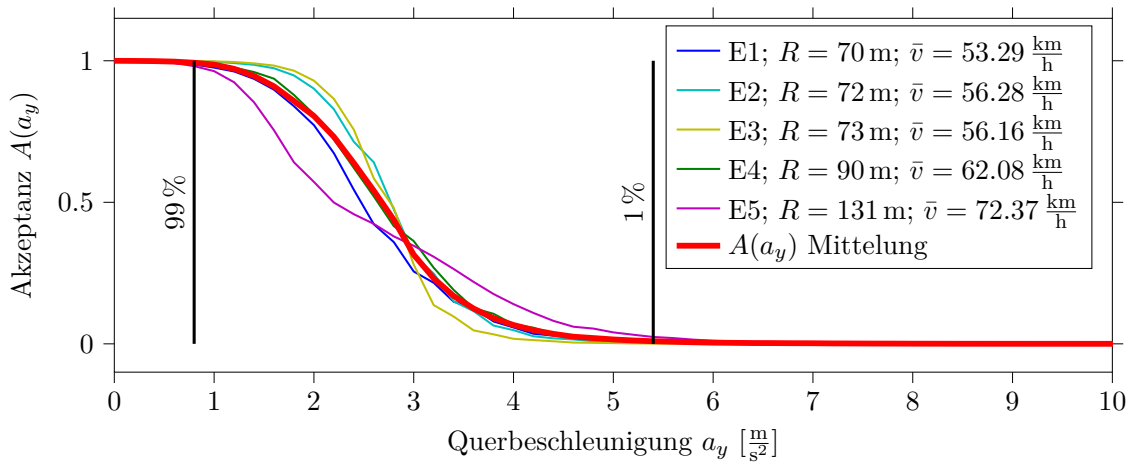


Abbildung 3.49.: Ergebnisse der Akzeptanzverteilung basierend auf 10 evaluierten Tagen in 5 Ausfahrten bei sonnigem Wetter

nigung $a_{y0,n}$ eines Fahrzeugs eine weitere Informationsquelle hinsichtlich der Akzeptanz der Querdynamik bereit. Ausgehend von der initialen Annahme - Fahrer steuern die Fahrzeugbewegungen so, dass die Querbeschleunigung betragsmäßig unterhalb einer persönlich akzeptierten Maximalquerbeschleunigung bleibt - folgt, dass ein Fahrer jede Querbeschleunigung zwischen 0 und der aktuell herrschenden Querbeschleunigung akzeptiert⁵. Daher wird zusätzlich in der situationsunabhängigen Akzeptanz der Querdynamik jede Querbeschleunigung zwischen 0 und der aktuell herrschenden Querbeschleunigung mit einer Akzeptanz von 1 bewertet.

Damit ist die finale situationsunabhängige Akzeptanz der Querdynamik eines Fahrzeugs definiert als:

$$A_{\text{sitUnab},n,i} = \begin{cases} 1 & -|a_{y0,n}| < a_{y,n,i} < |a_{y0,n}| \\ A(|a_{y,n,i}|) & \text{sonst.} \end{cases} \quad (3.84)$$

Dabei stellt $A(a_y)$ das Ergebnis der Analyse entsprechend Abbildung 3.49 dar.

Ergebnisse in den Beispielsituationen

Die situationsunabhängige Akzeptanz der Querdynamik für die Fahrzeuge in den beiden Beispielsituationen 1 und 2 sind in den Abbildungen 3.50 und 3.51 dargestellt. Dabei zeigen die Akzeptanzverteilungen in Abbildung 3.50, dass aufgrund der Querbeschleunigung der beiden Fahrzeuge in der Kreisverkehrssituation ein vergrößerter Bereich mit einer Akzeptanz von 1 entsteht. In der Beispielsituation 2 (Abbildung 3.51) sind die auftretenden Querbeschleunigungen kleiner. Entsprechend resultiert in der situationsunabhängige Akzeptanz ein kleiner Bereich mit einer Akzeptanz von 1 und die Ergebnis entsprechen eher dem Analyseergebnis in Abbildung 3.49.

⁵Werden die beobachteten Fahrzeuge über der Zeit verfolgt (Tracking), kann anstelle der aktuell herrschenden Querbeschleunigung auch die für das entsprechende Fahrzeug betragsmäßig größte beobachtete Querbeschleunigung verwendet werden.

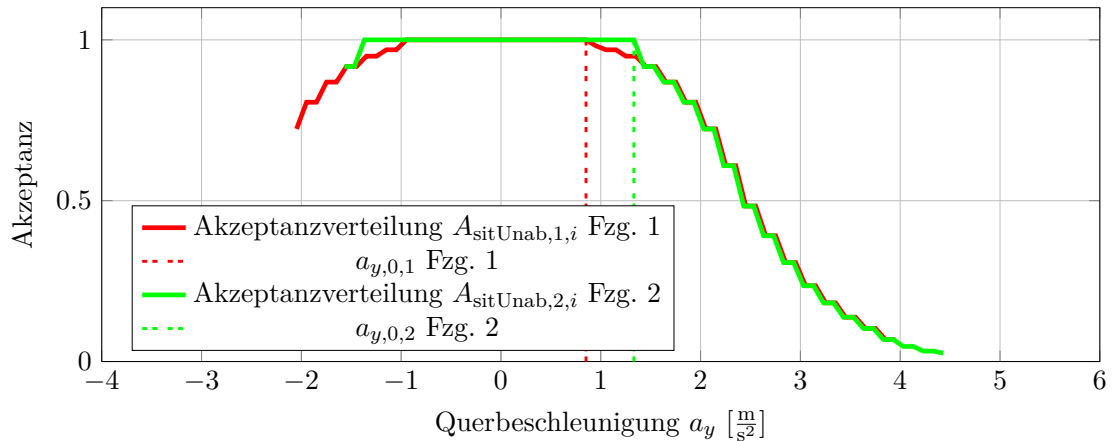


Abbildung 3.50.: Basisakzeptanzverteilungen der Fahrzeuge in der Beispielsituation 1 „Kreisverkehr“

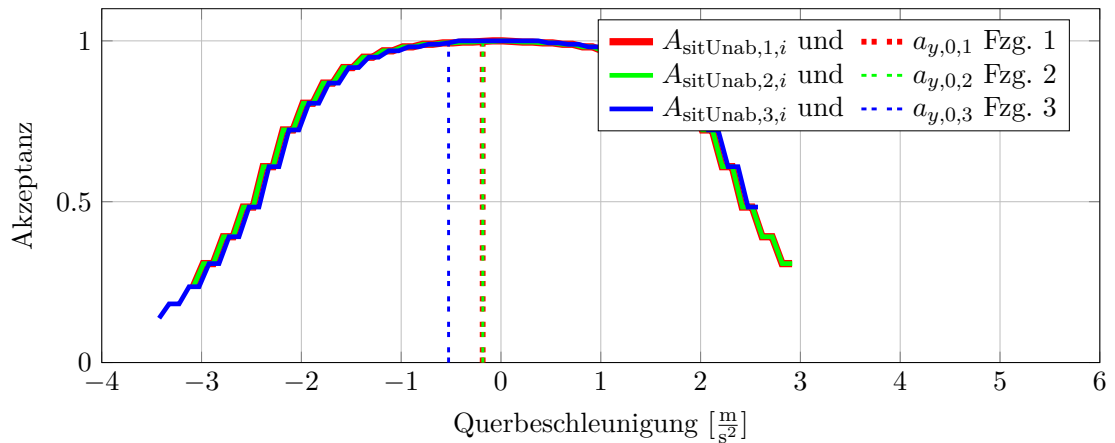


Abbildung 3.51.: Basisakzeptanzverteilungen der Fahrzeuge in der Beispielsituation 2 „Autobahn“

3.5.4. Bestimmung der situationsspezifischen Akzeptanz der Querdynamik hinsichtlich statischer Objekte - statische Akzeptanz

In diesem Abschnitt wird der Einfluss der statischen Objekte berücksichtigt. Dazu wird die sogenannte „statische Akzeptanzverteilung“ berechnet, welche der situationsspezifischen Akzeptanz der Querdynamik eines Fahrers unter Berücksichtigung der vorhandenen statischen Objekte entspricht. Dazu werden die - mittels ihres Zustandsvektors \vec{z}_m^{Stat} und ihrem Objekttyp \mathcal{T}_m^{Stat} beschriebenen - statischen Objekte S_m des Umfeldmodells \mathcal{U} berücksichtigt.

Wie in der Konzeption des Verfahrens erläutert, soll jedes statische Objekt einzeln bewertet werden. Dadurch kann bei einer unvollständigen Repräsentation der Situation im Umfeldmodell trotzdem jedes statische Objekt verwendet werden. Wichtiger ist allerdings, dass durch dieses Vorgehen die Anwendbarkeit auf jede Situationstopologie sichergestellt wird. Denn durch die

class $\mathcal{T}^{\text{Stat}}$	Q
nicht überquerbare statische Objekte	0.0
durchgezogene Spurmarkierungen	0.3
gestrichelte Spurmarkierungen	0.8

Tabelle 3.3.: Überquerbarkeit der berücksichtigten statischen Objekte des Verfahrens

Bewertung der einzelnen statischen Objekte kann jede Verkehrssituation berücksichtigt werden, welche aus einer Menge der einzelnen bewertbaren statischen Objekten zusammengesetzt werden kann.

Als Bewertungskriterium für einzelne statische Objekte wird - wie bereits in Kapitel 3.1 erläutert - die Überquerbarkeit verwendet. Die Überquerbarkeit $Q \in [0, 1]$ ist dabei 1, wenn ein statisches Objekt von einem Fahrzeug ohne Einschränkungen überquert werden kann. Ein statisches Objekt dessen Überquerung nicht möglich ist, fällt entsprechend auf eine Überquerbarkeit Q von 0 ab. Wird ein statisches Objekt nur selten überquert, so kann die Überquerbarkeit auf einen entsprechenden Wert zwischen 0 und 1 gesetzt werden, wie z.B. auf $Q = 0.2$ für eine durchgezogene Spurmarkierung. Die Überquerbarkeit ist somit ein anschaulicher Modellparameter, welcher es erlaubt, den Einfluss statischer Objekte einfach festzulegen und effizient neue statische Objekttypen zu berücksichtigen. Zudem zeigen die Ergebnisse der Beispielsituationen und der Validierung, dass sich die Berücksichtigung der statischen Objekte anhand der Überquerbarkeit eignet, um das Verhalten der Verkehrsteilnehmer im Sinne der Überapproximation des Verhaltens vorherzusagen.

Zudem können beispielsweise auch Länderspezifika einfach umgesetzt werden. Dazu könnte z.B. die Überquerbarkeit einer durchgezogenen Spurmarkierung in Deutschland auf $Q = 0.3$ gesetzt werden und in China auf $Q = 0.5$. Mögliche Aufenthaltsorte, die nur durch ein Überfahren einer durchgezogenen Spurmarkierung erreicht werden können, würden somit bei einer Vorhersage in China eher Teil des Belegungsraums sein als in Deutschland. Für diese Arbeit ist die Überquerbarkeit für die statischen Objekttypen entsprechend Tabelle 3.3 auf Basis von Simulationsergebnissen und Ergebnissen aus dem Versuchsträger heuristisch festgelegt worden.

Zur Berechnung der statischen Akzeptanz werden im ersten Schritt alle Kollisionen der statischen Objekte m mit den möglichen Aufenthaltspunkten eines Fahrzeugs n bestimmt. Für jede Kollision zu einem Zeitpunkt $t_{k_{\text{Koll}}}$, die zwischen einem aus einer Querbeschleunigung $a_{y, i_{\text{Koll}}}$ resultierenden Pfad und einem Polygonzug des statischen Objekts m_{Koll} festgestellt wird, wird in der Kollisionsmenge der statischen Objekte $\mathcal{K}_{\text{stat}, n}$ ein Tuple eingetragen:

$$(i_{\text{Koll}}, k_{\text{Koll}}, m_{\text{Koll}}) \in \mathcal{K}_{\text{stat}, n}. \quad (3.85)$$

Damit enthält $\mathcal{K}_{\text{stat}, n}$ nach vollständiger Kollisionsprüfung aller statischen Objekte jede mögliche Kollision zwischen den zukünftigen Aufenthaltspunkten eines Fahrzeugs n und den statischen Objekten m . Die rechenzeiteffiziente Berechnung von $\mathcal{K}_{\text{stat}, n}$ wird anschließend in der Applikation dieses Verarbeitungsschritts erläutert.

Eine Akzeptanzverteilung bewertet jede Querbeschleunigung $a_{y, i}$ mit einem einzelnen Akzeptanzwert. Entsprechend müssen für die Berechnung der statischen Akzeptanz alle Kollisionen einer

definierten Querbeschleunigung $a_{y,i}$ betrachtet werden. Daher wird die Untermenge $\mathcal{K}_{\text{stat},n,i}$ von $\mathcal{K}_{\text{stat},n}$ gebildet, welche lediglich Kollisionen mit der zu betrachtenden Querbeschleunigung $a_{y,i}$ enthält. Dabei wird zudem berücksichtigt, dass ein Gitterpunkt von mehreren Querbeschleunigungen gleichzeitig überquert wird. Das bedeutet, eine Kollision mit einem Gitterpunkt wirkt sich auf alle den Gitterpunkt überquerenden Querbeschleunigungen aus. Daher werden in die Menge $\mathcal{K}_{\text{stat},n,i}$ der Querbeschleunigung $a_{y,i}$ alle Kollisionen $(i_{\text{Koll}}, k_{\text{Koll}}, m_{\text{Koll}})$ eingetragen, bei denen i in der Menge der überfahrenen Querbeschleunigungen $\mathcal{K}_{n,i_{\text{Koll}},k_{\text{Koll}}}^G$ des kollidierenden Gitterpunktes mit den Indizes $i_{\text{Koll}}, k_{\text{Koll}}$ enthalten ist:

$$\mathcal{K}_{\text{stat},n,i} = \{(i_{\text{Koll}}, k_{\text{Koll}}, m_{\text{Koll}}) \mid i \in \mathcal{K}_{n,i_{\text{Koll}},k_{\text{Koll}}}^G \wedge (i_{\text{Koll}}, k_{\text{Koll}}, m_{\text{Koll}}) \in \mathcal{K}_{\text{stat},n}\}. \quad (3.86)$$

Ausgehend von $\mathcal{K}_{\text{stat},n,i}$ ergibt sich die statische Akzeptanz der Querbeschleunigung $a_{y,i}$ als

$$A_{\text{stat},n,i} = \begin{cases} 1 & |\mathcal{K}_{\text{stat},n,i}| = 0, \\ \min_{\forall (i_{\text{Koll}}, k_{\text{Koll}}, m_{\text{Koll}}) \in \mathcal{K}_{\text{stat},n,i}} Q_{m_{\text{Koll}}} \cdot \frac{t_{k_{\text{Koll}}}}{T} & \text{sonst.} \end{cases} \quad (3.87)$$

wobei sich die Akzeptanz 1 ergibt, wenn $\mathcal{K}_{\text{stat},n,i}$ eine leere Menge und somit die Querbeschleunigung kollisionsfrei ist. Treten für eine Querbeschleunigung eine oder mehrere Kollisionen auf, so wird für jede Kollision ein Akzeptanzwert berechnet. Der Akzeptanzwert einer Kollision basiert dabei auf Überquerbarkeit Q des statischen Objekttyps $\mathcal{T}_{m_{\text{Koll}}}$ und wird zusätzlich durch den Term $\frac{t_{k_{\text{Koll}}}}{T}$ mit abnehmender Kollisionszeit reduziert. Durch diese Berücksichtigung der Kollisionszeit wird die Annahme berücksichtigt, dass Fahrer stärker auf naheliegende Objekte reagieren. Mittels eines Minimum-Operators wird anschließend die kleinste Akzeptanz aller evaluierten Kollisionen in die Akzeptanzverteilung übernommen. Damit setzt sich jene Kollisionsmöglichkeit durch, die zur stärksten Vermeidung eines Querbeschleunigungspfades führt.

Applikation der Berechnung der statischen Akzeptanz

Zur Berücksichtigung eines statischen Objekts m wird im ersten Schritt eine Kollisionsprüfung des Polygonzugs z_m^{Stat} mit den möglichen Aufenthaltspunkten eines Fahrzeugs n durchgeführt. Als Ergebnis entsteht dabei die Kollisionsmenge der statischen Objekte $\mathcal{K}_{\text{stat},n}$. Die Kollisionsprüfung ist entsprechend Kapitel 3.5.2 definiert als

$$f_{\text{Kollision}} : x, y, n \mapsto \mathcal{K}_{x,y,n}, t_{x,y,n}^{\text{Koli}} \quad (3.88)$$

wobei x, y den zu prüfenden Punkt definieren. Als Ergebnis werden $\mathcal{K}_{x,y,n}$ und $t_{x,y,n}^{\text{Koli}}$ berechnet. Die Menge $\mathcal{K}_{x,y,n}$ beinhaltet dabei alle Querbeschleunigungen, deren damit verknüpfte Pfade zum Zeitpunkt $t_{x,y,n}^{\text{Koli}}$ mit dem zu prüfenden Punkt kollidieren.

Da die Kollisionsprüfung keine Linien sondern lediglich einen definierten Punkt prüft, muss zur Kollisionsprüfung des Polygonzugs eine den Polygonzug repräsentierende Menge an einzelnen zu prüfenden Punkte abgeleitet werden. Dabei müssen einerseits alle Kollisionen erkannt und trotzdem so wenige Punkte wie möglich geprüft werden, um die Rechenzeitanforderungen einzuhalten. Um dieses Ziel zu erreichen wird ausgenutzt, dass die Kollisionsprüfung entsprechend Kapitel 3.5.2 auf einer Abbildung der zukünftigen Aufenthaltsorte innerhalb einer Belegungskarte

basiert. Denn aufgrund der homogenen Diskretisierung der Belegungskarte können mit einem Rasterisierungsalgorithmus alle Belegungskartenzellen bestimmt werden, welche von einer definierten Linie gekreuzt werden. Damit entsteht eine lückenlose Abtastung der Linie bei einer minimalen Anzahl zu prüfender Belegungskartenzellen.

Basierend auf dem Rasterisierungsalgorithmus von Bresenham [18] werden entsprechend alle Belegungskartenzellen bestimmt, die die Linie zwischen $b_{x,1}, b_{y,1}$ und $b_{x,2}, b_{y,2}$ kreuzen. Definiert ist der Rasterisierungsalgorithmus innerhalb dieser Arbeit dabei als

$$f_{\text{RasterLinie}} : b_{x,1}, b_{y,1}, b_{x,2}, b_{y,2} \mapsto \{[b_{x,1}, b_{y,1}]^T, \dots, [b_{x,d}, b_{y,d}]^T, \dots, [b_{x,D}, b_{y,D}]^T\}, \quad (3.89)$$

wobei als Ergebnisse entsprechend die Menge an Punkten berechnet werden, welche von der Linie gekreuzt werden. Der Index $d \in \mathbb{N}$ wird dabei zur Indizierung der kreuzenden Punkte verwendet. Entsprechend ist $D \in \mathbb{N}$ die Anzahl an Punkten innerhalb der Menge. Zur Vereinfachung der Schreibweise in den folgenden Berechnungen werden in $f_{\text{RasterLinie}}$ auch die Randpunkte $b_{x,1}, b_{y,1}$ und $b_{x,2}, b_{y,2}$ in die Ergebnismenge eingetragen, so dass gilt

$$\{[b_{x,1}, b_{y,1}]^T, [b_{x,2}, b_{y,2}]^T\} \subset \{[b_{x,1}, b_{y,1}]^T, \dots, [b_{x,d}, b_{y,d}]^T, \dots, [b_{x,D}, b_{y,D}]^T\}. \quad (3.90)$$

Da die Belegungskarten jeweils in den entsprechenden Fahrzeugkoordinatensystemen der einzelnen Fahrzeuge n definiert sind, müssen für die Anwendung des Rasterisierungsalgorithmus 3.89 die Punkte des Polygonzugs $\overrightarrow{z_m^{\text{Stat}}}$ in Belegungskartenindizes umgerechnet werden. Dafür wird die bereits eingeführte Koordinatentransformation nach Gleichung 3.78 verwendet, gefolgt von der Umrechnung in Belegungskartenindizes entsprechend Gleichung 3.79. Dadurch entsteht folgende Umrechnungsformel⁶ für einen Eckpunkt x_{m,l_m}, y_{m,l_m} mit dem Zustandsvektor $\overrightarrow{z_m^{\text{Stat}}}$ bei Betrachtung des Fahrzeugs n :

$$b_{x_{m,l_m}}^{[n]} = \frac{\cos(\psi_{0,n}) \cdot x_{m,l_m} - \sin(\psi_{0,n}) \cdot y_{m,l_m} + x_{0,n} + x_{0,B,n}}{\Delta x}, \quad (3.91)$$

$$b_{y_{m,l_m}}^{[n]} = \frac{\sin(\psi_{0,n}) \cdot x_{m,l_m} - \cos(\psi_{0,n}) \cdot y_{m,l_m} + y_{0,n} + y_{0,B,n}}{\Delta y}. \quad (3.92)$$

Ausgehend von den transformierten Polygonzugpunkten wird anhand des Algorithmus 3.1 die Kollisionsmenge $\mathcal{K}_{\text{stat},n}$ bestimmt. Dieser Algorithmus muss dabei für jedes Fahrzeug n ausgeführt werden. Die erste Schleife iteriert durch die statischen Objekte m . Anschließend werden die Randpunkte jeder Linie innerhalb des Polygonzugs des betrachteten statischen Objekts m in Belegungskartenindizes umgerechnet. Auf Basis dieser zwei Punkte werden dann alle gekreuzten Belegungskartenzellen mithilfe des Rasterisierungsalgorithmus bestimmt. Für den Fall, dass in einer Belegungskartenzelle ein Segmentbasispunkt hinterlegt ist, wird dieser in die statische Kollisionsmenge $\mathcal{K}_{\text{stat},n}$ aufgenommen. Nach erfolgreicher Bestimmung von $\mathcal{K}_{\text{stat},n}$ kann dann die statische Akzeptanz entsprechend der Erläuterung zu Beginn des Kapitels berechnet werden.

Anwendung auf die Beispielsituationen

Für die folgende Diskussion der statischen Akzeptanzverteilung wird die Beispielsituation 1 „Kreisverkehr“ aufgrund der komplexeren Topologie verwendet. Entsprechend sind in Abbildung

⁶Die Größen $x_{0,B,n}, y_{0,B,n}, \Delta x$ und Δy sind Parameter der Belegungskarte und wurden bereits in Kapitel 3.5.2 definiert.

Algorithmus 3.1 Bestimmung von $\mathcal{K}_{\text{stat},n}$

```

while  $m < M$  do
   $l_m = 2$  {Iteration bei dem zweiten Polygonzugpunkt starten}
  while  $l_m < L_m$  do
     $\{[b_{x,1}, b_{y,1}]^T, \dots, [b_{x,d}, b_{y,d}]^T, \dots, [b_{x,D}, b_{y,D}]^T\} = f_{\text{RasterLinie}}(b_{x_{m,l_m-1}}^{[n]}, b_{y_{m,l_m-1}}^{[n]}, b_{x_{m,l_m}}^{[n]}, b_{y_{m,l_m}}^{[n]})$ 
    while  $d < D$  do
      if  $\mathcal{M}_n(b_{x,d}, b_{y,d}) \neq \emptyset$  then
         $(i, k) = \mathcal{M}_n(b_{x,d}, b_{y,d})$  {Auslesen der Belegungskarte}
         $(i, k, m) \subset \mathcal{K}_{\text{stat},n}$  {Eintragen in die Kollisionsmenge}
      end if
       $d = d + 1$  {Index für gekreuzte Belegungskartenzelle inkrementieren}
    end while
     $l_m = l_m + 1$  {Index für Punkte des Polygonzugs inkrementieren}
  end while
   $m = m + 1$  {Index statischer Objekte inkrementieren}
end while

```

3.52 die statischen Akzeptanzverteilungen der beiden Fahrzeuge in der Kreisverkehrssituation dargestellt. Die statische Akzeptanzverteilung für das grüne Fahrzeug verfügt über zwei Bereiche mit einer Akzeptanz von 1: Einerseits bei den Querschleunigungen um $2.6 \frac{m}{s^2}$, welche zu Position $P2$ führen und andererseits bei den Querschleunigungen um $1.3 \frac{m}{s^2}$, wodurch der Kreisverkehr mittels Position $P1$ verlassen wird.

Für das rote Fahrzeug werden im Gegensatz nur die Querschleunigungen zwischen $1.5 \frac{m}{s^2}$ und $2.5 \frac{m}{s^2}$ mit einer Akzeptanz von 1 bewertet, da diese kollisionsfrei zur zukünftig möglichen Position $P3$ führen. Alle anderen Querschleunigungen sind mit einer deutlich reduzierten Akzeptanz verknüpft, da sie entweder zum Überfahren der Kreisverkehrsbegrenzung oder der Verkehrsinsel führen. Eine betrachtete Querschleunigung, welche es erlaubt den Kreisverkehr ohne Kollision nach unten zu verlassen, existiert in diesem Fall nicht. Deshalb wird diese Option auch nicht in der statischen Akzeptanzverteilung sichtbar. Diese Ergebnisse zeigen exemplarisch, wie durch die Bewertung der einzelnen statische Elemente implizit die validen Manövermöglichkeiten einer Situation (Verlassen bzw. Verbleiben im Kreisverkehr) bestimmt werden können.

3.5.5. Berechnung der Aufenthaltswahrscheinlichkeiten

Dieses Kapitel erläutert die Berechnung der Aufenthaltswahrscheinlichkeiten an den zukünftig möglichen Aufenthaltspunkten eines Fahrzeugs. Grundlage für die Berechnung der Aufenthaltswahrscheinlichkeiten ist die Akzeptanz einer jeden Querschleunigung in Form der Akzeptanzverteilung. Entsprechend des Ablaufplans des Verfahrens in Abbildung 3.2 wird die Berechnung der Aufenthaltswahrscheinlichkeiten zweimal ausgeführt. Zunächst wird eine initiale Vorhersage des zukünftigen Verhaltens berechnet. Die daraus entstandenen initialen Aufenthaltswahrscheinlichkeiten werden im folgenden Verarbeitungsschritt „Berücksichtigung der dynamischen Objekte“ verwendet, um die gegenseitige Interaktion der Verkehrsteilnehmer zu berücksichtigen. Anschließend werden unter zusätzlicher Verwendung der dynamischen Akzeptanzverteilung die finalen Aufenthaltswahrscheinlichkeiten für die Berechnung der Belegungsräume bestimmt.

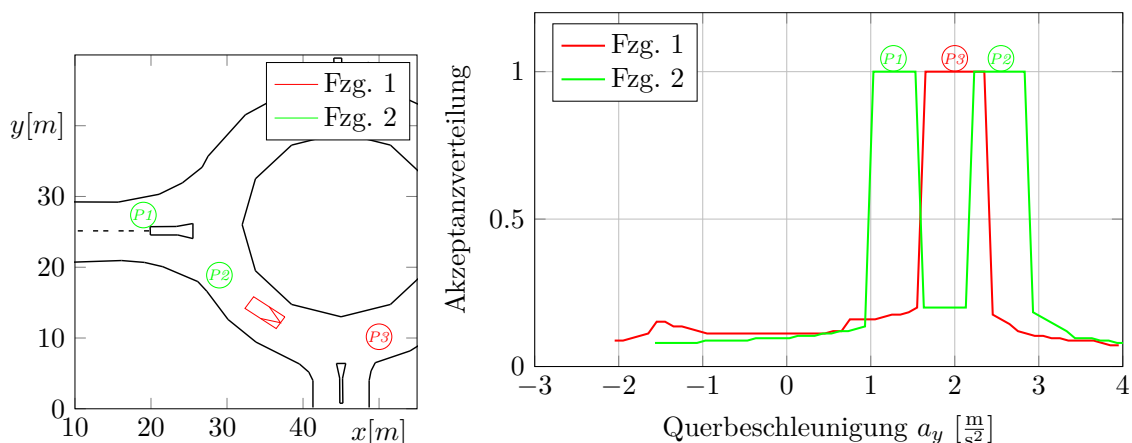


Abbildung 3.52.: Statische Akzeptanzverteilung unter Berücksichtigung der statischen Objekte in der Beispielsituation 1 „Kreisverkehr“. Die Positionsnummern $P1$ bis $P3$ zeigen den Zusammenhang zwischen Querbeschleunigung und resultierenden Aufenthaltsorten (Manövern)

In beiden Fällen ist die Berechnung identisch, der Unterschied liegt lediglich in der zur Berechnung verwendeten Akzeptanzverteilung. Daher wird die Berechnung der Aufenthaltswahrscheinlichkeiten in diesem Kapitel für eine beliebige Akzeptanzverteilung erläutert. Bei der Diskussion der Beispielsituationen am Ende des Kapitels wird jedoch - entsprechend des Ablaufplans - die initiale Verhaltensabschätzung auf Basis der situationsunabhängigen (Kapitel 3.5.3) und der statischen Akzeptanzverteilung (Kapitel 3.5.4) diskutiert. Die finale Verhaltensvorhersage, die zusätzlich noch die dynamische Akzeptanzverteilung berücksichtigt, wird am Ende des Kapitels 3.5.6 dargestellt.

Grundlage zur Berechnung der Aufenthaltswahrscheinlichkeiten ist eine Akzeptanzverteilung $A(a_y)$, welche die Akzeptanz einer jeden Querbeschleunigung aus Sicht des zu prädicierenden Fahrers bewertet. Die Akzeptanzverteilung stellt somit eine Beschreibungsgröße des zukünftigen Verhaltens des Fahrers dar. Um die Belegungsräume zu berechnen, ist die Akzeptanzverteilung alleine jedoch ungeeignet, da diese das Verhalten hinsichtlich der relevanten Querbeschleunigungen und nicht hinsichtlich der möglichen Aufenthaltsorten beschreibt.

In der Konzeptionierung des Verfahrens (Kapitel 3.1) wurde daher festgelegt, dass das Verfahren dieser Arbeit das zukünftige Verhalten in probabilistischer Form durch Aufenthaltswahrscheinlichkeiten beschreiben soll. Dabei entspricht die Aufenthaltswahrscheinlichkeit der Wahrscheinlichkeit, dass ein Fahrzeug zu einem definierten Zeitpunkt einen definierten Ort überfahren wird.

Um die Aufenthaltswahrscheinlichkeiten zu berechnen, muss die Akzeptanzverteilung $A(a_y)$ in ein statistisches Maß überführt werden, da ohne diese Überführung aus der Akzeptanzverteilung keine Aufenthaltswahrscheinlichkeiten berechnet werden können. Die Überführung darf dabei jedoch auf keinen Fall die semantische Bedeutung der Akzeptanzverteilung verändern, da diese das prädicierete Fahrerverhalten beschreibt.

Daher wird die Akzeptanzverteilung ausschließlich normiert. Diese Normierung ermöglicht es, die

Akzeptanzverteilung als statistisches Maß einer diskreten Dichtefunktion $pdf(a_y)$ zu betrachten. Bei diesem Vorgehen wird einerseits - wie die folgende Diskussion zeigt - die semantische Bedeutung aufrechterhalten und zum anderen erlaubt die Dichtefunktion eine effiziente Berechnung der Aufenthaltswahrscheinlichkeiten. Entsprechend ergibt sich für die weitere Berechnung die Dichtefunktion der Querbeschleunigung als

$$pdf_A(a_y) = \frac{A(a_y)}{\int_{a'_y} A(a'_y)}. \quad (3.93)$$

Die semantische Bewertung der Querbeschleunigung im Sinne der Akzeptanz wird aufrechterhalten, da es sich lediglich um eine Normierung handelt. Die relative Bewertung der Bewegungsoptionen zueinander wird nicht beeinflusst. Zudem zeigen die folgenden exemplarischen Überlegungen zusätzlich eine semantisch korrekte Überführung der Akzeptanzverteilung:

Alle Querbeschleunigungen haben eine Akzeptanz von 1 Für den Fall, dass alle Querbeschleunigungen eine Akzeptanz von 1 haben ($A(a_y) = 1$), ergibt sich nach der Normierung eine Gleichverteilung der Wahrscheinlichkeiten. Diese gleichverteilte Dichtefunktion ist eine korrekte Überführung im Sinne der Akzeptanz, da bei $A(a_y) = 1$ keine Akzeptanz ausgeschlossen werden kann und daher alle Querbeschleunigungen gleich wahrscheinlich sind.

Alle Querbeschleunigungen haben die gleiche Akzeptanz, wobei diese kleiner als 1 ist In diesem Fall ergibt sich durch die Normierung ebenfalls eine Gleichverteilung der Wahrscheinlichkeiten der Querbeschleunigungen. Im Gegensatz zum letzten Beispiel existiert zwar für jede Querbeschleunigung ein Grund diese zu vermeiden. Trotzdem ist die Akzeptanz aller Querbeschleunigungen gleich, sodass keine differenziertere Aussage als eine Gleichverteilung getroffen werden kann.

Nur exakt eine Querbeschleunigung hat eine Akzeptanz größer Null Da jede Querbeschleunigung bis auf eine sicher abgelehnt wird, bleibt letztendlich nur eine Möglichkeit für das zukünftige Verhalten des Fahrers. Entsprechend erhält durch die Normierung die eine Querbeschleunigung mit einer Akzeptanz größer Null die Wahrscheinlichkeit 1.

Ausgehend von der diskreten Dichtefunktion der Querbeschleunigung ergibt sich die Aufenthaltswahrscheinlichkeit eines Gitterpunkts als das Integral der Dichtefunktion über alle Querbeschleunigungen die den Gitterpunkt überqueren. Bei dieser Berechnung tritt ein weiterer Vorteil durch die Beschreibung der Aufenthaltspunkte in Form der Gitterpunkte aus Kapitel 3.5.2 auf. Denn durch die initiale Kollisionsbetrachtung der Gitterpunkte beschreibt die Kollisionsmenge $\mathcal{K}_{n,i,k}^G$ bereits alle Querbeschleunigungen, deren verknüpfte Pfade einen definierten Gitterpunkt überqueren. Entsprechend ergibt sich die Aufenthaltswahrscheinlichkeit eines Gitterpunkts $x_{n,i,k}^G, y_{n,i,k}^G$ mithilfe der Kollisionsmenge $\mathcal{K}_{n,i,k}^G$ als

$$p_{n,i,k} = \int_{\forall a'_y \in \mathcal{K}_{n,i,k}^G} pdf_A(a'_y) da'_y. \quad (3.94)$$

Applikation der Berechnung der Aufenthaltswahrscheinlichkeiten

Für die Berechnung der Aufenthaltswahrscheinlichkeiten liegen mit der Kollisionsmenge $\mathcal{K}_{n,i,k}^G$ und der Akzeptanzverteilung pdf_A alle Informationen vor. Um jedoch die Gleichungen 3.93 und 3.94 zu

lösen, müssen die beiden Integrale diskretisiert werden. Daher wird die Trapezregel angewendet, wodurch sich ergibt:

$$pdf_A(a_{y,n,i}) = \frac{A(a_{y,n,i})}{\sum_{\forall i'} 0.5 \cdot \Delta a_y \cdot (a_{y,n,i'-1} - a_{y,n,i'})}, \quad (3.95)$$

$$p_{n,i,k} = \sum_{\forall i': a_{y,n,i'} \in \mathcal{K}_{n,i,k}^G} 0.5 \cdot \Delta a_y \cdot (pdf_A(a_{y,n,i'-1}) - pdf_A(a_{y,n,i'})). \quad (3.96)$$

Aufenthaltswahrscheinlichkeiten der Beispielsituation

Die Aufenthaltswahrscheinlichkeiten der Fahrzeuge in den Beispielsituationen 1 und 2 sind in Abbildung 3.53 und Abbildung 3.54 dargestellt. Die Akzeptanzverteilung, welche zur Berechnung dieser Aufenthaltswahrscheinlichkeit verwendet wurde, ergibt sich durch Kombination der situationsunabhängigen Akzeptanzverteilung mit der statischen Akzeptanzverteilung. Entsprechend der Erläuterung bei der Einführung der Akzeptanzen bzw. Akzeptanzverteilungen in Kapitel 3.1 können Akzeptanzverteilungen durch Multiplikation der einzelnen Akzeptanzwerte je Querschleunigung kombiniert werden. Entsprechend dieser Methode ergeben sich die im Folgenden diskutierten Aufenthaltswahrscheinlichkeiten auf Basis der Akzeptanzverteilung $A_{\text{sitUn,stat},n,i} = A_{\text{sitUn},n,i} \cdot A_{\text{stat},n,i}$.

Die hohen Aufenthaltswahrscheinlichkeiten an den Positionen $P1$ und $P2$ des grünen Fahrzeugs entstehen durch die hohe Akzeptanz der entsprechenden Querschleunigungen in der statischen Akzeptanzverteilung. Aufgrund der kleineren Akzeptanz in der situationsunabhängigen Akzeptanzverteilung für die Querschleunigungen um $2.6 \frac{m}{s^2}$, werden die Gitterpunkte der Position $P2$ mit einer niedrigeren Aufenthaltswahrscheinlichkeit bewertet als die Gitterpunkte der Position $P1$. Damit bilden die Aufenthaltswahrscheinlichkeiten einerseits die zukünftige Bewegung (Kreisverkehr verlassen zu $P1$) des grünen Fahrzeug korrekt ab. Andererseits kann zu dem dargestellten Zeitpunkt ein Verbleiben im Kreisverkehr nicht ausgeschlossen werden, sodass die entsprechenden Gitterpunkte ebenfalls mit einer erhöhten Aufenthaltswahrscheinlichkeit verknüpft sind.

Beim roten Fahrzeug führt die eindeutige Akzeptanzbewertung der Querschleunigungen innerhalb der statischen Akzeptanzverteilung dazu, dass mit signifikanter Wahrscheinlichkeit das Verbleiben im Kreisverkehr korrekt prädiziert wird. Ein Verlassen des Kreisverkehrs ist nicht mit einer erkennbaren Aufenthaltswahrscheinlichkeit verknüpft, da für dieses Manöver keine kollisionsfreie Querschleunigung existiert.

Damit wird das beobachtete zukünftige Verhalten⁷ beider Fahrzeuge jeweils mit der höchsten Aufenthaltswahrscheinlichkeit bewertet. Bei der Vorhersage des grünen Fahrzeugs ist jedoch zudem ein Verbleiben im Kreisverkehr mit einer hohen Aufenthaltswahrscheinlichkeit verknüpft, wobei dies im Sinne der „Überapproximation des Verhaltens“ ebenfalls als korrekt zu bewerten ist.

Die Ergebnisse der zweiten Beispielsituation sind in Abbildung 3.54 dargestellt. Damit eine bessere Übersicht besteht, sind die Aufenthaltswahrscheinlichkeiten jeweils in einzelnen Grafiken dargestellt. Die Zahlen $S1$ bis $S3$ kennzeichnen die entsprechenden Spurnummern. Bei allen

⁷Siehe Definition Beispielsituationen Kapitel 3.4

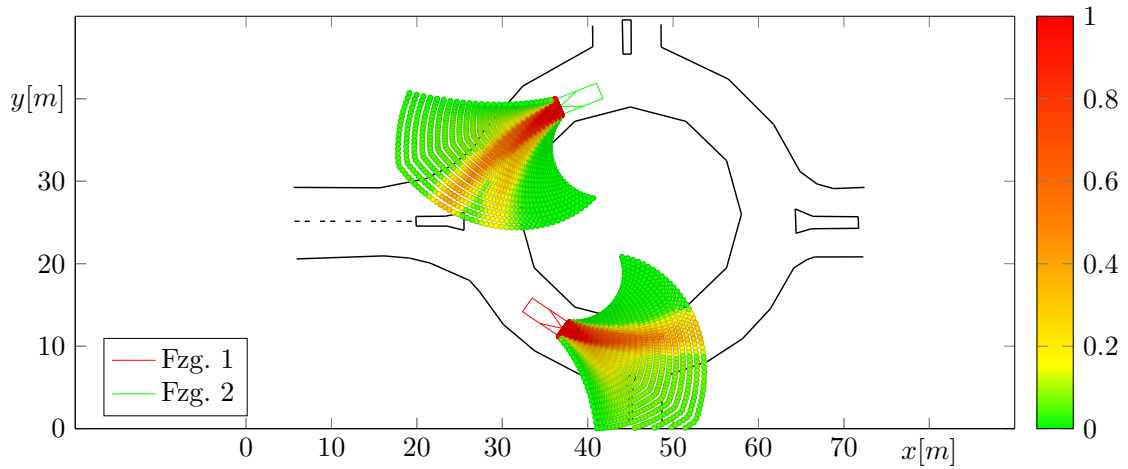


Abbildung 3.53.: Aufenthaltswahrscheinlichkeit der zwei Fahrzeuge in der Beispielsituation 1 „Kreisverkehr“ basierend auf Basisakzeptanzverteilung und der statischen Akzeptanzverteilung

Fahrzeugen erhalten die Gitterpunkte auf der eigenen Fahrspur jeweils die höchsten Aufenthaltswahrscheinlichkeiten. Das rote Fahrzeug hat dementsprechend in seiner aktuellen Spur $S2$ die höchste Aufenthaltswahrscheinlichkeit.

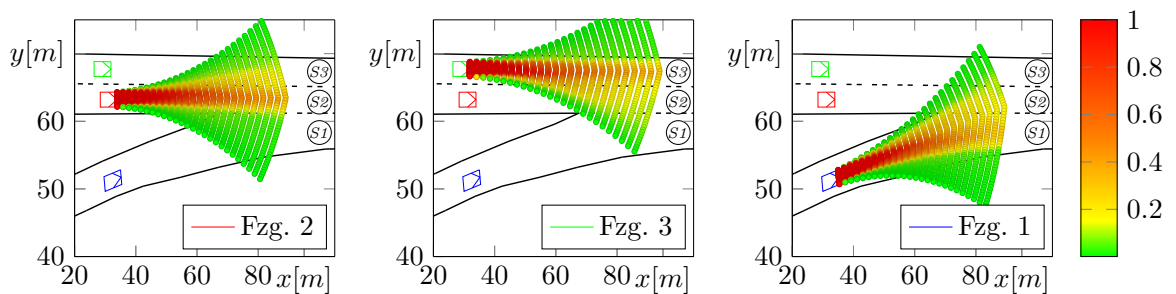


Abbildung 3.54.: Aufenthaltswahrscheinlichkeit der drei Fahrzeuge in der Beispielsituation 2 „Autobahn“ basierend auf Basisakzeptanzverteilung und statischer Akzeptanzverteilung

Für jedes Fahrzeug existiert jedoch zudem eine sichtbare Wahrscheinlichkeit für das Befahren der Nachbarspur. Entsprechend ergeben sich für das grüne Fahrzeug sowie für das blaue Fahrzeug erhöhte Aufenthaltswahrscheinlichkeiten auf der Spur $S2$. Die Aufenthaltswahrscheinlichkeiten des roten Fahrzeugs deuten ebenfalls einen möglichen Spurwechsel auf die Spur $S3$ an. Ein Spurwechsel auf $S1$ wird dagegen als unwahrscheinlich angesehen, da dafür die rechte, durchgezogene Markierung überfahren werden müsste. Da bei dieser initialen Prädiktion keine gegenseitige Berücksichtigung der Fahrzeuge einbezogen wird, ist die Vorhersage eines wahrscheinlichen, spurfolgenden Verhaltens mit der Möglichkeit eines Spurwechsel korrekt.

3.5.6. Berücksichtigung der dynamischen Objekte - Dynamische Akzeptanzverteilung

Dieses Kapitel erläutert den Verarbeitungsschritt zur Berechnung der dynamischen Akzeptanzverteilung. Diese Akzeptanzverteilung berücksichtigt den gegenseitigen Einfluss der Verkehrsteilnehmer bzw. die sogenannte Interaktion zwischen den Verkehrsteilnehmern. Diese Interaktion zwischen Verkehrsteilnehmern wird entsprechend der Konzeption des Verfahrens nach der folgende Annahme modelliert:

Verkehrsteilnehmer wollen Unfälle/Kollisionen mit anderen Verkehrsteilnehmern vermeiden.

Durch die Verwendung dieser situationsübergreifenden Verhaltensannahme kann die Interaktion der Verkehrsteilnehmer in allen Situationen bestimmt werden.

Es ist jedoch offenkundig, dass Verkehrsteilnehmer nicht grundsätzlich alle Aufenthaltsorte vermeiden die mit einem Kollisionsrisiko verknüpft sind. Viele Manöver, die im Straßenverkehr häufig auftreten, würden sonst nicht durchgeführt werden. Beispielsweise akzeptiert ein überholendes Fahrzeug auf einer mehrspurigen Autobahn das Risiko, dass das zu überholende Fahrzeug ebenfalls einen Spurwechsel durchführt und damit eine Kollision auslöst. Entsprechend dieser Überlegung und der initialen Annahme folgt die differenzierte Annahme zur Modellierung der Interaktion zwischen Verkehrsteilnehmern:

Verkehrsteilnehmer vermeiden Orte mit einer zu hohen Kollisionswahrscheinlichkeit.

Um dieses Verhalten in der folgenden Modellbildung zu berücksichtigen, muss eine *zu hohe Kollisionswahrscheinlichkeit* quantifiziert werden. Dafür wird einerseits die Kollisionswahrscheinlichkeit aus den Aufenthaltswahrscheinlichkeiten des vorhergehenden Verarbeitungsschritts berechnet und andererseits der Parameter $P_{\text{Koll}i\text{Grenz}}$ eingeführt ($\mathcal{P} \supset P_{\text{Koll}i\text{Grenz}}$). Der Parameter $P_{\text{Koll}i\text{Grenz}}$ beschreibt dabei die Wahrscheinlichkeitsgrenze, ab der die Kollisionswahrscheinlichkeit ausreichend hoch ist, um ein risikovermeidendes Verhalten des Fahrers auszulösen. Damit quantifiziert $P_{\text{Koll}i\text{Grenz}}$ die Risikoabneigung der Verkehrsteilnehmer und ermöglicht es unter anderem die Risikobereitschaft an das länderspezifische Fahrerverhalten anzupassen.

Im ersten Schritt der Modellbildung muss auf Basis der berechneten Aufenthaltswahrscheinlichkeiten die Überschreitung von $P_{\text{Koll}i\text{Grenz}}$ festgestellt werden. Ausgehend davon muss für jede Querbeschleunigung, die zu einem Aufenthaltsort mit einer Kollisionswahrscheinlichkeit größer $P_{\text{Koll}i\text{Grenz}}$ führt, ein dem Kollisionsrisiko angemessener Akzeptanzwert berechnet werden. Dieser Akzeptanzwert bildet dabei die durch das Kollisionsrisiko reduzierte Bereitschaft des Fahrers ab, die zugehörige Querbeschleunigung zu verwenden. Eine aus allen Akzeptanzwerten gebildete Akzeptanzverteilung beschreibt damit das risikovermeidende Verhalten eines Fahrers entsprechend der getroffenen Annahme „Verkehrsteilnehmer vermeiden Orte mit einer zu hohen Kollisionswahrscheinlichkeit“, wobei $P_{\text{Koll}i\text{Grenz}}$ die definierte Kollisionswahrscheinlichkeitsgrenze darstellt.

Als Ergebnis des letzten Verarbeitungsschritts sind die Aufenthaltswahrscheinlichkeiten an den Gitterpunkten bekannt. Bei der Berechnung der Kollisionswahrscheinlichkeiten wird die Aufenthaltswahrscheinlichkeit eines Fahrzeugs jedoch an einer definierten Position x,y zu einem definierten Zeitschritt t benötigt. Entsprechend wird vor der Berechnung der Kollisionswahrscheinlichkeiten die allgemeine Aufenthaltswahrscheinlichkeit $P_n(x, y, t)$ eingeführt. Dieser Wert

beschreibt die Aufenthaltswahrscheinlichkeit des Fahrzeugs n am Punkt x, y zum Zeitpunkt t . Berechnet werden kann $P_n(x, y, t)$ auf Basis von Gleichung 3.97. Dabei werden innerhalb der Berechnung folgende drei Fälle unterschieden:

- Das Fahrzeug ist nie an der Position x, y . Entsprechend enthält die Belegungskarte $f_{\mathcal{B}_n}(x, y)$ eine leere Menge und die Aufenthaltswahrscheinlichkeit ist 0.
- Das Fahrzeug ist zu einem anderen Zeitpunkt als $t \pm \Delta t$ an der Position x, y . Die Aufenthaltswahrscheinlichkeit ist entsprechend auch 0.
- Gilt für das Fahrzeug keiner der ersten beiden Fälle, so ist die Aufenthaltswahrscheinlichkeit an der Position x, y zum Zeitpunkt t die Aufenthaltswahrscheinlichkeit $p_{n,i,k}$ des zugehörigen Referenzgitterpunkts.

Zusammen ergibt sich $P_n(x, y, t)$ zu:

$$P_n(x, y, t) = \begin{cases} 0 & \text{wenn } f_{\mathcal{B}_n}(x, y) = \emptyset, \\ 0 & \text{wenn } t - \Delta t > t_k > t + \Delta t \text{ mit } (i, k) = f_{\mathcal{B}_n}(x, y), \\ p_{n,i,k} & \text{sonst mit } (i, k) = f_{\mathcal{B}_n}(x, y). \end{cases} \quad (3.97)$$

Ausgehend von der allgemeinen Aufenthaltswahrscheinlichkeit $P_n(x, y, t)$ ergibt sich die Kollisionswahrscheinlichkeit $P_{K,n}(x, y, t)$ eines betrachteten Fahrzeugs n mit beliebig vielen anderen Fahrzeugen $n' \neq n$ als

$$P_{K,n}(x, y, t) = P_n(x, y, t) \cdot \left(1 - \prod_{\forall n': n' \neq n} (1 - P_{n'}(x, y, t)) \right). \quad (3.98)$$

Dabei ist die Kollisionswahrscheinlichkeit $P_{K,n}$ die Wahrscheinlichkeit, dass sich das Fahrzeug n und mindestens ein anderes Fahrzeug $n' \neq n$ zum gleichen Zeitpunkt t an der Position x, y befinden. Dafür wird mittels $\prod_{\forall n': n' \neq n} (1 - P_{n'}(x, y, t))$ die Wahrscheinlichkeit berechnet, dass kein Fahrzeug $n' \neq n$ zum Zeitpunkt t an der Position x, y ist. Die Gegenwahrscheinlichkeit $1 - \prod_{\forall n': n' \neq n} (1 - P_{n'}(x, y, t))$ entspricht daher der Wahrscheinlichkeit, dass mindestens ein anderes Fahrzeug an der entsprechenden Position sein wird. Abschließend wird diese Gegenwahrscheinlichkeit noch mit der Aufenthaltswahrscheinlichkeit des betrachteten Fahrzeugs n multipliziert, sodass daraus die definierte Kollisionswahrscheinlichkeit $P_{K,n}(x, y, t)$ resultiert⁸.

Um im Anschluss einen Akzeptanzwert für jede Querbeschleunigung abzuleiten, werden zuerst alle Aufenthaltsorte, die mit einer Kollisionswahrscheinlichkeit größer $P_{\text{Kolligrenz}}$ verknüpft sind, bestimmt. Dafür wird analog der Berücksichtigung statischer Objekte eine Kollisionsmenge gebildet, die sogenannte dynamische Kollisionsmenge $\mathcal{K}_{\text{dyn},n}$. In der dynamischen Kollisionsmenge eines Fahrzeugs n wird für jeden Gitterpunkt, an dem die Kollisionswahrscheinlichkeit größer als $P_{\text{Kolligrenz}}$ ist, ein Tuple eingetragen. Jedes Tuple besteht dabei aus dem Querbeschleunigungsindex i und dem Zeitindex k des zugehörigen Gitterpunkts, sowie der maximalen Aufenthaltswahrscheinlichkeit \widehat{P}_n aller anderen Fahrzeuge $n' \neq n$. Somit ergibt sich

$$\mathcal{K}_{\text{dyn},n} = \left\{ (i, k, \widehat{P}_n(x_{n,i,k}^G, y_{n,i,k}^G, k)) \mid P_{K,n}(x_{n,i,k}^G, y_{n,i,k}^G, t_k) > P_{\text{Kolligrenz}} \right\}, \quad (3.99)$$

⁸Analoge Definitionen der Kollisionswahrscheinlichkeit sind in der Literatur zu finden, z.B. [68]

wobei für \widehat{P}_n gilt

$$\widehat{P}_n(x, y, t) = \max_{\forall n': n' \neq n} (P_{n'}(x, y, t)). \quad (3.100)$$

Dass in der dynamischen Kollisionsmenge die maximale Aufenthaltswahrscheinlichkeit aller anderen Fahrzeuge \widehat{P}_n aufgenommen wird, hängt mit der Berechnung des Akzeptanzwerts zusammen und wird im Folgenden erläutert.

Für jede mögliche Kollision in $\mathcal{K}_{\text{dyn},n}$ an einem Gitterpunkt $x_{n,i,k}^G, y_{n,i,k}^G$ des Fahrzeugs n muss nun ein dem Kollisionsrisiko angemessener Akzeptanzwert $\alpha_{n,i,k}$ bestimmt werden. Aus diesen Akzeptanzwerten aller Kollisionen wird anschließend die dynamische Akzeptanzverteilung abgeleitet. Für diesen Schritt stehen beliebige Modellierungen zur Verfügung, beispielsweise könnte die Akzeptanz linear mit zunehmender Kollisionswahrscheinlichkeit abnehmen. Für diese Arbeit wird jedoch die Akzeptanz $\alpha_{n,i,k}$ als Faktor der Aufenthaltswahrscheinlichkeit definiert. Dabei entspricht $\alpha_{n,i,k}$ dem Wert der notwendig ist, damit die Kollisionswahrscheinlichkeit - basierend auf der mit $\alpha_{n,i,k}$ multiplizierten Aufenthaltswahrscheinlichkeit - kleiner gleich $P_{\text{Kolligrenz}}$ ist:

$$P_{\text{Kolligrenz}} \geq \alpha_{n,i,k} \cdot P_n(x_{n,i,k}^G, y_{n,i,k}^G, t_k) \cdot \left(1 - \prod_{\forall n': n' \neq n} \left(1 - \alpha_{n',i,k} \cdot P_{n'}(x_{n,i,k}^G, y_{n,i,k}^G, t_k) \right) \right). \quad (3.101)$$

Dieses Vorgehen ist vorteilhaft, da die Reduzierung der Aufenthaltswahrscheinlichkeit durch die Akzeptanz α nicht nur für das betrachtete Fahrzeug n berücksichtigt wird, sondern gleichzeitig auch für die anderen Fahrzeuge $n' \neq n$. Damit wird bei der Berechnung von α berücksichtigt, dass nicht nur das Fahrzeug n auf das Verhalten der Fahrzeuge $n' \neq n$ reagiert, sondern dass die Fahrzeuge $n' \neq n$ gleichzeitig ebenfalls ein risikovermeidendes Verhalten aufweisen. Zudem fließt durch dieses Vorgehen eine Anpassung von $P_{\text{Kolligrenz}}$ automatisch in die Berechnung der Akzeptanzwerte ein. An dieser Stelle muss allerdings darauf hingewiesen werden, dass eine Berücksichtigung der Akzeptanz α in der dynamischen Akzeptanzverteilung nicht zwingend dazu führt, dass die resultierende Aufenthaltswahrscheinlichkeit gleich $\alpha_{n,i,k} \cdot P_n(x_{n,i,k}^G, y_{n,i,k}^G, t_k)$ ist.

Die Ursache dafür liegt in der Normierung der Akzeptanzverteilung zur Dichtefunktion. Denn durch die Normierung wird berücksichtigt, dass das Fahrzeug letztendlich mindestens einen Querschleunigungspfad verwenden muss und eine beliebige Reduzierung der Kollisionswahrscheinlichkeit somit nicht möglich ist. Verdeutlichen lässt sich dieser Zusammenhang anhand einer Situation, in der jede Querschleunigung zur Kollision führt und daher sicher eine Kollision stattfindet. Obwohl in der dynamischen Akzeptanz jede Querschleunigung mit einer sehr kleinen Akzeptanz verknüpft ist, können die Aufenthaltswahrscheinlichkeiten nicht beliebig klein werden, da sich das Fahrzeug zum betrachteten Zeitpunkt an einem der möglichen Aufenthaltsorte befinden muss. Entsprechend bleibt die Kollisionswahrscheinlichkeit größer als $P_{\text{Kolligrenz}}$ und bildet damit auch unter Berücksichtigung der gegenseitigen Interaktion die bevorstehende Kollision korrekt ab.

Die Akzeptanz $\alpha_{n,i,k}$ hinsichtlich einer Kollision kann jedoch nicht eindeutig anhand von Gleichung 3.101 bestimmt werden, da diese Gleichung über eine Unbekannte pro Fahrzeug verfügt und damit unterbestimmt ist. Diese Eigenschaft ist auch im Sinne der Modellbildung nachvollziehbar, denn das Verhältnis, in dem die Wahrscheinlichkeiten der einzelnen Fahrzeuge reduziert werden sollen um die Gleichung 3.101 zu erfüllen, werden nicht definiert. Daher wird eine Nebenbedingung

formuliert, die das Verhältnis zwischen Aufenthaltswahrscheinlichkeit und Akzeptanz beschreibt:

$$\frac{\alpha_{n,i,k}}{\sum_{\forall n'} \alpha_{n',i,k}} = \frac{P_n(x_{n,i,k}^G, y_{n,i,k}^G, t_k)}{\sum_{n'} P_{n'}(x_{n,i,k}^G, y_{n,i,k}^G, t_k)}. \quad (3.102)$$

Aufgrund dieser Nebenbedingung erhalten an einem möglichen Kollisionsort Fahrzeuge mit einer relativ zur Summe $\sum_{n'} P_{n'}(x_{n,i,k}^G, y_{n,i,k}^G, t_k)$ hohen Aufenthaltswahrscheinlichkeit $P_n(x_{n,i,k}^G, y_{n,i,k}^G, t_k)$ einen hohen Akzeptanzwert $\alpha_{n,i,k}$. Analog erhalten Fahrzeuge mit einer relativ zur Summe $\sum_{n'} P_{n'}(x_{n,i,k}^G, y_{n,i,k}^G, t_k)$ kleinen Aufenthaltswahrscheinlichkeit $P_n(x_{n,i,k}^G, y_{n,i,k}^G, t_k)$ einen kleinen Akzeptanzwert $\alpha_{n,i,k}$. Die dynamische Akzeptanz berücksichtigt dadurch, dass ein Fahrer mit hoher Aufenthaltswahrscheinlichkeit an einem möglichen Kollisionspunkt eher bereit ist, das Risiko einzugehen und den Punkt zu akzeptiert als sein Kollisionspartner, der aufgrund der niedrigeren Aufenthaltswahrscheinlichkeit am möglichen Kollisionspunkt über wahrscheinlichere alternative Aufenthaltspunkte verfügt. Verdeutlicht wird dieses Vorgehen anhand des in Abbildung 3.55 dargestellten Beispiels. Dabei akzeptiert das Fahrzeug 2 den schwarzen Kollisionspunkt mehr als Fahrzeug 1, da aufgrund der hohen Aufenthaltswahrscheinlichkeit am Kollisionspunkt die alternativen Aufenthaltspunkte (grau) von Fahrzeug 2 mit einer niedrigen Aufenthaltswahrscheinlichkeit verknüpft sind. Fahrzeug 1 hingegen akzeptiert das Risiko am schwarzen Kollisionspunkt im Verhältnis zu Fahrzeug 1 weniger, da die alternativen Aufenthaltspunkte von Fahrzeug 1 mit einer hohen Aufenthaltswahrscheinlichkeit verknüpft sind und daher Fahrzeug 1 eher bereit ist diese zu verwenden. Für die Lösung von α bei mehr als zwei Fahrzeugen ließ sich jedoch auf

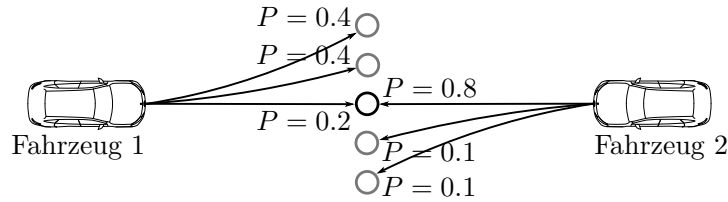


Abbildung 3.55.: Beispiel zur Erläuterung der Nebenbedingung zur Berechnung der dynamischen Akzeptanz

Basis von Gleichung 3.102 und 3.101 keine analytische Lösung finden. Eine numerische Lösung ist möglich, kommt aufgrund der limitierten Rechenzeit jedoch nicht in Frage, da α für jede mögliche Kollision bestimmt werden muss. Für den Fall, dass neben dem betrachteten Fahrzeug n nur ein weiteres Fahrzeug $n' \neq n$ existiert, vereinfacht sich jedoch die Gleichung 3.101 zu

$$P_{\text{Kolligrenz}} = \alpha_{n,i,k} \cdot P_n(x_{n,i,k}^G, y_{n,i,k}^G, k) \cdot \alpha_{n',i,t_k} \cdot P_{n'}(x_{n,i,k}^G, y_{n,i,k}^G, t_k) \quad \text{mit} \quad n' \neq n \wedge N = 2. \quad (3.103)$$

Diese vereinfachte Form, bietet den Vorteil, dass eine analytische Lösung von α möglich ist. Damit jedoch immer nur zwei Fahrzeuge gleichzeitig betrachtet werden müssen, wird zusätzlich folgende Annahme eingeführt:

Der Fahrer reagiert nur auf das für ihn gefährlichste Fahrzeug.

Diese vereinfachende Annahme erlaubt damit α analytisch innerhalb der geforderten Rechenzeit zu bestimmen. Bei einer zukünftigen Erhöhung der Rechenleistung kann diese Vereinfachung jedoch aufgehoben werden, indem α numerisch auf Basis von Gleichung 3.102 und 3.101 bestimmt wird.

3. Überapproximative Verhaltensvorhersage zur Bestimmung der Belegungsräume

Für die Berechnung von α , ergibt sich unter Berücksichtigung der Annahme „Der Fahrer reagiert nur auf das für ihn gefährlichste Fahrzeug“ somit folgende Lösung:

$$\alpha_{n,i,k} = \sqrt{\frac{P_{\text{Kolligrenz}}}{\left(\widehat{P}(x_{n,i,k}^G, y_{n,i,k}^G, t_k)\right)^2}}, \quad (3.104)$$

wobei \widehat{P} die maximale Aufenthaltswahrscheinlichkeit eines anderen Fahrzeugs $n' \neq n$ ist und damit aus Sicht von Fahrzeug n das Fahrzeug mit dem größten Gefährdungspotenzial abbildet.

Mithilfe von Gleichung 3.104 kann somit die Akzeptanz α einer Kollision bestimmt werden. Abschließend muss daher lediglich aus allen Kollisionen in $\mathcal{K}_{n,i,k}^G$ die dynamische Akzeptanz abgeleitet werden. Da die dynamische Akzeptanzverteilung einen Akzeptanzwert pro Querschleunigung $a_{y,i}$ benötigt, wird analog zur statischen Akzeptanz eine jede Kollision, die für eine definierte Querschleunigung $a_{y,i}$ relevant ist, in die Untermenge $\mathcal{K}_{\text{dyn},n,i}$ übertragen. Entsprechend ist $\mathcal{K}_{\text{dyn},n,i}$ definiert als

$$\mathcal{K}_{\text{dyn},n,i'} = \left\{ \left(i, k, \widehat{P}_n(x_{n,i,k}^G, y_{n,i,k}^G, t_k) \right) \mid i' \in \mathcal{K}_{n,i,k}^G \wedge \left(i, k, \widehat{P}_n(x_{n,i,k}^G, y_{n,i,k}^G, t_k) \right) \in \mathcal{K}_{\text{dyn},n} \right\}, \quad (3.105)$$

wobei durch $\mathcal{K}_{n,i,k}^G$ berücksichtigt wird, dass ein Gitterpunkt von mehreren Querschleunigungen gleichzeitig überquert wird.

Abschließend lässt sich dann mittels $\alpha_{n,i,k}$ die dynamische Akzeptanz für eine Querschleunigung $a_{y,i}$ berechnen als

$$A_{\text{dyn},n,i} = \begin{cases} 1 & |\mathcal{K}_{\text{dyn},n,i}| = 0, \\ \min_{\forall (i,k,\widehat{P}_n) \in \mathcal{K}_{\text{dyn},n,i}} \alpha_{n,i,k} & \text{sonst.} \end{cases} \quad (3.106)$$

wobei $A_{\text{dyn},n,i} = 1$ ist, wenn $\mathcal{K}_{\text{dyn},n,i}$ eine leere Menge ist und somit keine Kollision stattfindet. Für den Fall, dass $\mathcal{K}_{\text{dyn},n,i}$ über mehrere Einträge verfügt, bedeutet das, dass mehrere Kollisionen entlang einer Querschleunigung auftreten. Daher wird mittels eines Minimum-Operators das kleinste $\alpha_{n,i,k}$ bestimmt, um die Kollision mit höchstem Risiko (kleinste Akzeptanz) in der Akzeptanzverteilung zu berücksichtigen.

Dynamische Akzeptanz und finale Aufenthaltswahrscheinlichkeiten der Beispielsituation

In Abbildung 3.56 sind die dynamischen Akzeptanzen und die finalen Aufenthaltswahrscheinlichkeiten der Fahrzeuge in der Beispielsituation 2 dargestellt. Die Beispielsituation 1 wird hier nicht wieder betrachtet, da die Fahrzeuge keine Kollisionspunkte haben und sich entsprechend nichts an ihren Aufenthaltswahrscheinlichkeiten ändert. Die finalen Aufenthaltswahrscheinlichkeiten basieren dabei auf den kombinierten Akzeptanzverteilungen aller drei Einflüsse: $A_{\text{sitUn,stat,dyn},n,i} = A_{\text{sitUn},n,i} \cdot A_{\text{stat},n,i} \cdot A_{\text{dyn},n,i}$.

Im Vergleich zur initialen Vorhersage nach Berücksichtigung der Basisakzeptanzverteilung und der dynamischen Akzeptanzverteilung ändern sich vor allem die Aufenthaltswahrscheinlichkeiten

auf den jeweiligen Nachbarspuren der Fahrzeuge. Da alle Fahrzeuge etwa auf gleicher Höhe mit vergleichbarer Geschwindigkeit fahren, würden Spurwechsel jeweils zu Kollisionen führen. Daher sind alle Querbeschleunigungen, die zu einem Spurwechsel führen würden, in der dynamischen Akzeptanzverteilung mit einer niedrigen Akzeptanz versehen. Durch die zusätzliche Berücksichtigung der dynamischen Akzeptanzverteilung sinkt die Akzeptanz jener Querbeschleunigungen, die zu einem Spurwechsel führen würden. In Folge dessen sinken auch die entsprechenden Aufenthaltswahrscheinlichkeiten und daraus resultiert wiederum die korrekte Vorhersage, dass jedes Fahrzeug vorerst in seiner eigenen Spur verbleibt.

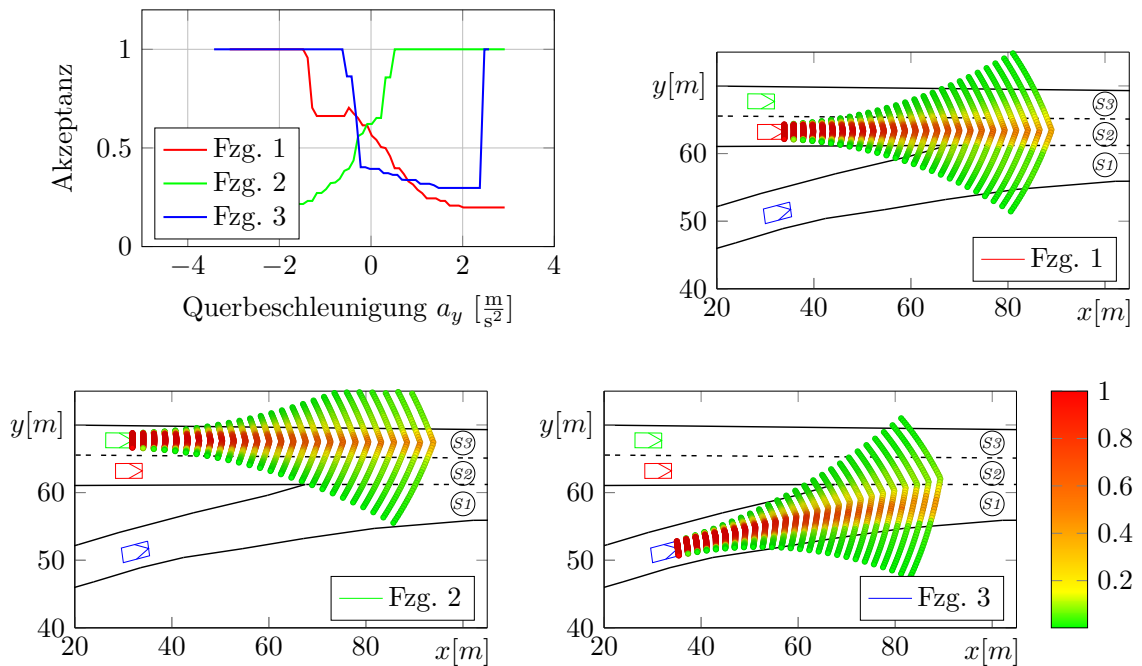


Abbildung 3.56.: Aufenthaltswahrscheinlichkeit der drei Fahrzeuge in der Beispielsituation 2 „Autobahn“ basierend auf allen drei berechneten Akzeptanzverteilungen

3.5.7. Berechnung der Belegungsräume

Nachdem im letzten Kapitel mit der dynamischen Akzeptanzverteilung der dritte Einfluss auf den Fahrer modelliert wurde, konnten auf Basis der kombinierten Akzeptanzverteilung die finalen Aufenthaltswahrscheinlichkeiten berechnet werden. Mithilfe dieser Aufenthaltswahrscheinlichkeiten werden in diesem Verarbeitungsschritt die Belegungsräume bestimmt. Wie bereits in der Konzeption des Verfahrens erläutert, ist der ideale Grad der Überapproximation situationsabhängig. Deshalb wird eine Grenzwahrscheinlichkeit P_{Grenz} extern vorgegeben. Sobald ein Aufenthaltspunkt diese Grenzwahrscheinlichkeit überschreitet, muss er als Teil des Belegungsraums für andere Fahrzeuge als nicht befahrbar markiert werden. Zudem muss bei der Berechnung der Belegungsräume die bisher nur teilweise betrachtete Längsdynamik berücksichtigt werden.

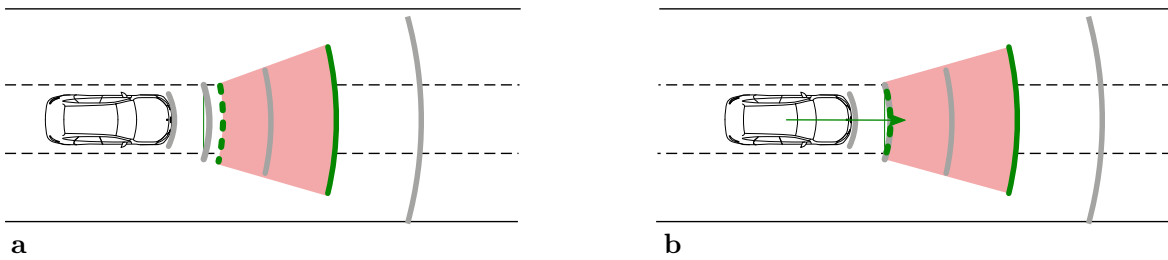


Abbildung 3.57.: Schematische Darstellung des Belegungsraums für den in Grün dargestellten Zeitschritt. Die grüne durchgezogene Linie beschreibt die obere und die grün gestrichelte Linie die untere Belegungsraumgrenze. Die grauen durchgezogenen Striche zeigen die obere Belegungsraumgrenze zu anderen Zeitschritten: **a** Exakter Belegungsraum für den in Grün dargestellten Zeitschritt durch Berechnung der oberen und unteren Belegungsraumgrenze. **b** Approximierter Belegungsraum mit Verwendung der zurückgelegten Strecke eines Punkts

Die Position der Fahrzeugfront auf Basis der maximal auftretenden Längsbeschleunigung definiert hinsichtlich der Längsdynamik die obere Belegungsraumgrenze. Die untere Belegungsraumgrenze wird durch die Fahrzeugheckposition auf Basis der minimal auftretenden Längsbeschleunigung (Bremsen) bestimmt. Wie bei anderen Ansätzen [5, 62] wird ein Rückwärtsfahren ausgeschlossen, sodass eine negative Beschleunigung maximal bis zum Stillstand wirkt. Das hinsichtlich Rechenzeit effiziente Konzept zur Berücksichtigung der Längsdynamik wurde initial bereits bei der Berechnung der Aufenthaltspunkte in Kapitel 3.5.1 beschrieben. Ziel dieses Konzepts ist es, die möglichen zukünftigen Aufenthaltspunkte trotz der unterschiedlichen Längsdynamik für die obere und untere Belegungsraumgrenze nur einmal berechnen zu müssen.

Die Grundidee der gewählten approximativen Lösung wird anhand Abbildung 3.57 erläutert. Dabei zeigt Abbildung 3.57 **a** die exakte Lösung des Belegungsraums, welche auf der vollständigen Berechnung der oberen und unteren Belegungsraumgrenze für den in Grün dargestellten Zeitschritt basiert. Bei der approximativen Lösung in Abbildung 3.57 **b** wird lediglich ein Punkt (grüner Pfeil) der unteren Belegungsraumgrenze berechnet. Anschließend werden die nächstgelegenen Punkte der oberen Belegungsraumgrenze eines anderen Zeitschritts, der näher am Fahrzeug liegt, als Approximation der unteren Belegungsraumgrenze verwendet. Diese approximierte untere Belegungsraumgrenze entspricht in Abbildung 3.57 **b** der grau grün gestrichelten Linie.

Um die Approximation der unteren Belegungsraumgrenze umzusetzen, muss der Zeitpunkt $t_{k_{\text{app},n,k}}$ der Fahrzeugfrontpositionen bestimmt werden, welcher als Approximation der unteren Belegungsraumgrenze zum Zeitpunkt t_k verwendet werden kann. Eine bestmögliche Approximation entsteht, wenn die Fahrzeugfront zum Zeitpunkt $t_{k_{\text{app},n,k}}$ die gleiche Strecke zurückgelegt hat wie das Fahrzeugheck zum Zeitpunkt t_k . Um $t_{k_{\text{app},n,k}}$ zu bestimmen wird daher die zurückgelegte Strecke des Fahrzeughecks $s_{\text{Heck},n}(t)$ mit der Strecke der Fahrzeugfront $s_{\text{Front},n}(t)$ gleichgesetzt:

$$s_{\text{Heck},n}(k \cdot \Delta t) = s_{\text{Front},n}(k_{\text{app},n,k} \cdot \Delta t). \quad (3.107)$$

Da es sich bei beiden Strecken um eine beschleunigte Bewegung handelt, ergibt sich

$$0.5 \cdot a_{x,\min} \cdot (k \cdot \Delta t)^2 + v_{0,n} \cdot k \cdot \Delta t - \frac{l_n}{2} = 0.5 \cdot a_{x,n} \cdot (k_{\text{app},n,k} \cdot \Delta t)^2 + v_{0,n} \cdot k_{\text{app},n,k} \cdot \Delta t + \frac{l_n}{2}, \quad (3.108)$$

wobei $a_{x,\min} = \check{a}_{x,\text{NLB}} + a_{x0,n}$ die minimal betrachtete Längsbeschleunigung basierend auf dem „Natürlichen Längsbeschleunigungsintervall“ aus Kapitel 3.3 ist. Die Längsbeschleunigung $a_{x,n}$ entspricht der zur Berechnung der Aufenthaltspunkte verwendeten maximalen Längsbeschleunigung. Zur Lösung von k_{app} ergibt sich durch Umstellen von Gleichung 3.108 die quadratische Gleichung

$$0 = \left(0.5 \cdot a_{x,n} \cdot \Delta t^2\right) \cdot k_{\text{app},n,k}^2 + (v_{0,n} \cdot \Delta t) \cdot k_{\text{app},n,k} + \left(-0.5 \cdot a_{x,\min} \cdot (k \cdot \Delta t)^2 - v_{0,n} \cdot k \cdot \Delta t + l_n\right). \quad (3.109)$$

Da die Gleichung zu keiner semantisch korrekten Lösung kommt, wenn das Fahrzeug bei der Beschleunigung mit $a_{x,\min}$ innerhalb von $k \cdot \Delta t$ zum Stillstand kommt, wird vorab die Stillstandszeit t_{stil} berechnet:

$$t_{\text{stil},n} = \frac{-v_{0,n}}{a_{x,\min}}. \quad (3.110)$$

Durch Limitierung der Zeit $k \cdot \Delta t$ mit der Stillstandszeit $t_{\text{stil},n}$ wird die berechnete Strecke des Fahrzeugs n bei der Beschleunigung mit $a_{x,\min}$ automatisch beim Erreichen des Stillstands limitiert. Entsprechend ergibt sich aus Gleichung 3.109:

$$0 = \left(0.5 \cdot a_{x,n} \cdot \Delta t^2\right) \cdot k_{\text{app},n,k}^2 + (v_{0,n} \cdot \Delta t) \cdot k_{\text{app},n,k} + \left(-0.5 \cdot a_{x,\min} \cdot (\min(t_{\text{stil},n}, k \cdot \Delta t))^2 - v_{0,n} \cdot \min(t_{\text{stil},n}, k \cdot \Delta t) + l_n\right). \quad (3.111)$$

Mittels Gleichung 3.111 kann nun $k_{\text{app},n,k}$ bestimmt werden, womit die Approximation der unteren Belegungsraumgrenze bekannt ist.

Ausgehend davon wird nun die Menge $M_{B,n,k}$ bestimmt. In diese Menge werden alle Aufenthaltspunkte eingetragen, die für einen definierten Zeitpunkt t_k den Belegungsraum definieren sollen. Zu diesen Aufenthaltspunkten gehören alle Punkte, die zwischen $k_{\text{app},n,k}$ und k liegen und gleichzeitig eine höhere Aufenthaltswahrscheinlichkeit haben als P_{Grenz} . Entsprechend gilt für $M_{B,n,k}$:

$$M_{B,n,k} = \{p_{n,i,k'} \mid k_{\text{app},n,k} < k' < k \wedge p_{n,i,k'} > P_{\text{Grenz}}\}, \quad (3.112)$$

Da die Menge $M_{B,n,k}$ alle Aufenthaltsorte des Belegungsraums enthält, ergibt sich der Belegungsraum $\theta_{n,k}$ als jene Menge von Polygonzügen, die alle Punkte in $M_{B,n,k}$ enthalten. Diese Berechnung wird durch die Funktion *polyZug* umgesetzt, sodass sich ergibt

$$\theta_{n,k} = \text{polyZug}(M_{B,n,k}). \quad (3.113)$$

Eine exemplarische Umsetzung der Funktion *polyZug* zur Bestimmung eines einzelnen Polygonzugs aus $M_{B,n,k}$ ist im Anhang D.1 beschrieben.

Ergebnisse der Beispielsituation

Die Belegungsräume der Fahrzeuge der beiden Beispielsituationen 1 und 2 sind in den Abbildungen 3.58 und 3.59 dargestellt. Es sind jeweils zwei unterschiedliche Zeitpunkte mit unterschiedlichen Grenzwahrscheinlichkeiten eingezeichnet. Die folgende qualitative Diskussion der Beispielsituation wird in Kapitel 5.2 noch um eine quantitative Validierung erweitert.

In der Kreisverkehrssituation (Abbildung 3.58) ist zu erkennen, dass der Belegungsraum aufgrund der situationsübergreifenden Annahme zur Längsdynamik die aktuelle Fahrzeugposition mit einschließt. Hinsichtlich der Querdynamik bilden die Belegungsräume die entsprechende Verhaltensvorhersage ab. Für das grüne Fahrzeug umfasst der Belegungsraum daher die möglichen Aufenthaltsorte, die einem Verbleiben wie auch einem Verlassen des Kreisverkehrs entsprechen. Für das rote Fahrzeug werden entsprechend der Verhaltensvorhersage ausschließlich die möglichen Aufenthaltsorte innerhalb des Kreisverkehrs vorhergesagt.

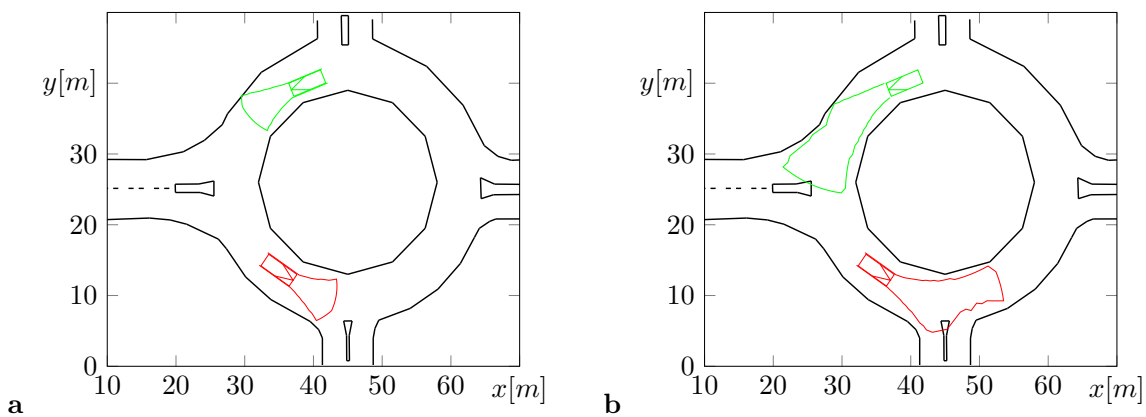


Abbildung 3.58.: Belegungsräume $\theta_{n,k}$ der beiden Fahrzeuge in der Beispielsituation 1 „Kreisverkehr“ zu unterschiedlichen Zeitpunkten t_k mit unterschiedlicher Grenzwahrscheinlichkeit P_{Grenz} (Legende analog zu Abbildung 3.59)

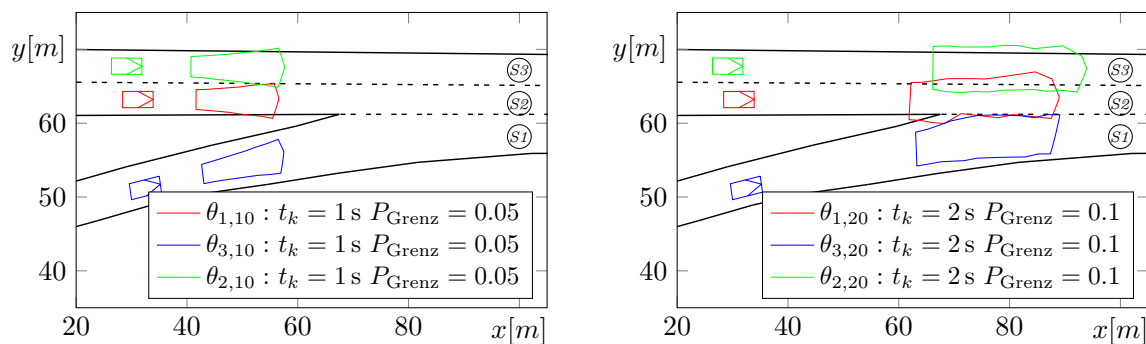


Abbildung 3.59.: Belegungsräume $\theta_{n,k}$ aller drei Fahrzeuge in der Beispielsituation 2 „Autobahn“ zu unterschiedlichen Zeitpunkten t_k mit unterschiedlicher Grenzwahrscheinlichkeit P_{Grenz}

In der zweiten Beispielsituation wird letztendlich für jedes Fahrzeug die Fahrspur belegt, in dem es sich aktuell befindet. Diese sehr eindeutige Belegung ist in dieser Situation durchaus sinnvoll, da aufgrund der Belegung aller Fahrspuren ein Spurwechsel mit jeweils einer Kollision verbunden wäre. An diesem Beispiel ist zu erkennen, dass trotz der ausschließlichen Berücksichtigung der drei bewerteten Verhaltenseinflüsse, die lediglich zu einem gewissen Maß zur Vermeidung von Querbewegungsoptionen führen, das Verhalten eindeutig und korrekt prädiziert wird. Entsprechend dieser eindeutigen Prädiktion resultieren kleine Belegungsräume.

3.6. Verhaltensvorhersage von Fußgängern

In diesem Abschnitt wird das Verfahren dieser Arbeit für die Objektklasse „Fußgänger“ ($\mathcal{T}_n^{\text{Dyn}} = \text{Fussgänger}$) erläutert. Dabei basiert die Berechnung der Belegungsräume ebenfalls auf den in Abbildung 3.2 dargestellten Verarbeitungsschritten. Da für die meisten Verarbeitungsschritte trotz unterschiedlicher Objektklassen keine Anpassungen notwendig sind, werden im Folgenden lediglich die veränderten Verarbeitungsschritte erläutert. Alle nicht diskutierten Verarbeitungsschritte können entsprechend analog zur Objektklasse „Fahrzeug“ unter Berücksichtigung ggf. geänderter Indizes übernommen werden.

3.6.1. Berechnung der möglichen zukünftigen Aufenthaltsorte

Die Berechnung der möglichen zukünftigen Aufenthaltsorte muss angepasst werden, da sich die physikalischen Bewegungsmöglichkeiten eines Fußgängers von denen eines Fahrzeugs unterscheiden. Anstelle der Querbeschleunigung wird, wie in Kapitel 3.3.2 festgelegt, die Richtungsänderung $\Delta\psi$ zur Beschreibung der Querdynamik verwendet. Zur Beschreibung der Längsdynamik wird die Geschwindigkeitsänderung Δv verwendet. Entsprechend der Konzeption des Verfahrens wird die Querdynamik variiert und hinsichtlich der vorherrschenden Situationen bewertet, wohingegen die Längsdynamik mit einer situationsübergreifenden Annahme berücksichtigt wird.

Zur Reduktion der Rechenzeit bei der Berechnung zukünftiger Aufenthaltspunkte wird erneut lediglich die obere Grenze des Belegungsraums, in Form der maximal zurückgelegten Strecke des Fußgängers in den Aufenthaltspunkten abgebildet. Die untere Belegungsraumgrenze wird bei der Betrachtung von Fahrzeugen durch ein approximatives Vorgehen bei der Berechnung der Belegungsräume berücksichtigt. Wie jedoch die Auswertung der Längsdynamik von Fußgängern in Kapitel 3.3 zeigt, bewegen sich 99% der Fußgänger, einer Geschwindigkeit zwischen $0 \frac{km}{h}$ und $9 \frac{km}{h}$. Zudem ist die Geschwindigkeit der Fußgänger mit einer hohen Änderungsrate von $7.92 \frac{km}{h} (2.2 \frac{m}{s^2})$ verknüpft (Werte entsprechend Tabelle 3.1).

Aufgrund der geringen Differenz zwischen Geschwindigkeit und der Geschwindigkeitsänderung wird die vereinfachende Annahme eingeführt, dass ein Fußgänger jederzeit stehen bleiben kann. Entsprechend definiert die aktuelle Position des Fußgängers automatisch die untere Belegungsraumgrenze. Durch diese Annahme resultiert einerseits ein Rechenzeitvorteil, da die Approximation der unteren Belegungsraumgrenze wegfällt und andererseits werden Fußgänger als besonders gefährdete Verkehrsteilnehmer zusätzlich geschützt.

Zur Berücksichtigung der räumlichen Ausdehnung des Fußgängers werden analog zur linken und rechten Fahrzeugfrontecke, die approximierten Schulterpositionen des Fußgängers verwendet (Abbildung 3.60 a). Das folgende Bewegungsmodell muss daher - ausgehend vom aktuellen Zustandsvektor eines Fußgängers - die möglichen zukünftigen Schulterpositionen auf Basis einer Geschwindigkeits- und einer Richtungsänderung berechnen. Aufgrund der hohen Beweglichkeit von Fußgängern bei gleichzeitig hoher Verletzbarkeit, lassen sich nur schwer valide Annahme über die Umsetzung der Richtungsänderung ableiten (z.B. gleichmäßig über die Vorhersagezeit verteilt). Daher werden Richtungsänderungen im Sinne einer Worst-Case Betrachtung berücksichtigt, woraus sich folgendes Bewegungsmuster ergibt: Der Fußgänger führt initial eine Richtungsänderung

aus (Abbildung 3.60 b). Anschließend folgt er der resultierenden Richtung bis zum Ende der Vorausschauzeit (Abbildung 3.60 c).

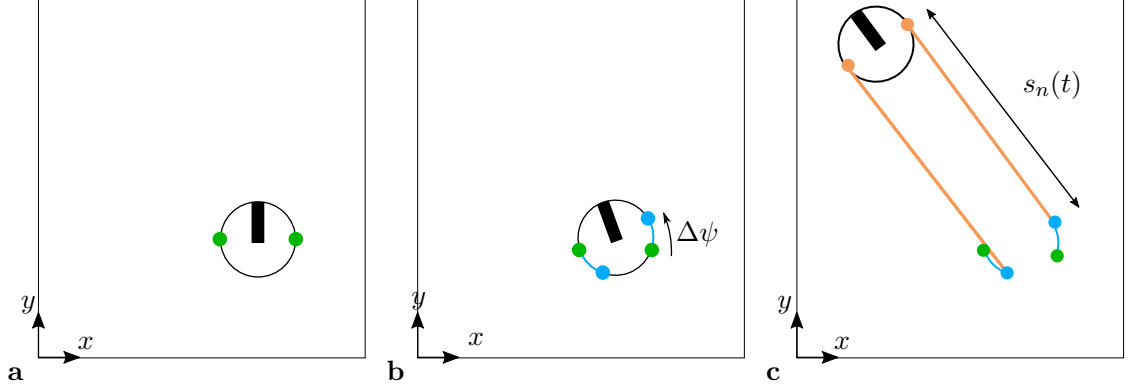


Abbildung 3.60.: Darstellung des angenommenen Rotationsverhaltens von Fußgängern

Im ersten Schritt zur Berechnung der zukünftigen Aufenthaltspunkte werden daher die Fußgängerschulterpositionen $x_0^{\text{SL}}, y_0^{\text{SL}}, x_0^{\text{SR}}, y_0^{\text{SR}}$ nach der initialen Rotation berechnet (blaue Punkte in Abbildung 3.60 b). Dafür wird auf die Ausgangsposition eines Fußgängers $x_{0,n}, y_{0,n}$ jeweils ein Verschiebungsvektor für jede Schulterposition addiert. Um die räumliche Ausdehnung des Fußgängers zu überapproximieren, wird dessen Form als Kreis mit dem Radius r_n abgebildet. Diese beiden Verschiebungsvektoren ergeben sich aus der initialen Richtung $\psi_{0,n}$, der Richtungsänderung $\Delta\psi$ und dem Radius der approximierten Form des Fußgängers r_n

$$\begin{bmatrix} x_0^{\text{SL}}(\Delta\psi) \\ y_0^{\text{SL}}(\Delta\psi) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\psi_{0,n} + \Delta\psi) & -\sin(\psi_{0,n} + \Delta\psi) \\ \sin(\psi_{0,n} + \Delta\psi) & \cos(\psi_{0,n} + \Delta\psi) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 0 \\ r_n \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} x_{0,n} \\ y_{0,n} \end{bmatrix}, \quad (3.114)$$

$$\begin{bmatrix} x_0^{\text{SR}}(\Delta\psi) \\ y_0^{\text{SR}}(\Delta\psi) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\psi_{0,n} + \Delta\psi) & -\sin(\psi_{0,n} + \Delta\psi) \\ \sin(\psi_{0,n} + \Delta\psi) & \cos(\psi_{0,n} + \Delta\psi) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 0 \\ -r_n \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} x_{0,n} \\ y_{0,n} \end{bmatrix}. \quad (3.115)$$

Ausgehend von diesen initialen Positionen resultieren die Aufenthaltspunkte über die zurückgelegte Strecke $s_n(t)$ und die resultierende Richtung $\psi_{0,n} + \Delta\psi$ durch

$$\begin{bmatrix} x^{\text{SL}}(\Delta\psi, t) \\ y^{\text{SL}}(\Delta\psi, t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\psi_{0,n} + \Delta\psi) & -\sin(\psi_{0,n} + \Delta\psi) \\ \sin(\psi_{0,n} + \Delta\psi) & \cos(\psi_{0,n} + \Delta\psi) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} s_n(t) \\ 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} x_0^{\text{SL}}(\Delta\psi) \\ y_0^{\text{SL}}(\Delta\psi) \end{bmatrix}, \quad (3.116)$$

$$\begin{bmatrix} x^{\text{SR}}(\Delta\psi, t) \\ y^{\text{SR}}(\Delta\psi, t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\psi_{0,n} + \Delta\psi) & -\sin(\psi_{0,n} + \Delta\psi) \\ \sin(\psi_{0,n} + \Delta\psi) & \cos(\psi_{0,n} + \Delta\psi) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} s_n(t) \\ 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} x_0^{\text{SR}}(\Delta\psi) \\ y_0^{\text{SR}}(\Delta\psi) \end{bmatrix}. \quad (3.117)$$

Da die Aufenthaltspunkte die obere Belegungsraumgrenze abbilden, entspricht $s_n(t)$ der maximal zurücklegbaren Strecke entsprechend der Längsdynamikannahmen. Daher wird zur Berechnung von $s_n(t)$ die aktuelle Geschwindigkeit $v_{0,n}$ zuzüglich der maximalen Geschwindigkeitsänderung Δv_{max} verwendet, wodurch die zur Berechnung der oberen Belegungsraumgrenze verwendete Schrittgeschwindigkeit $v_{\text{Schrit},n} = v_{0,n} + \Delta v_{\text{max}}$ resultiert:

$$s_n(t) = \min(v_{\text{max}}, v_{\text{Schrit},n}) \cdot t. \quad (3.118)$$

Die maximale Geschwindigkeitsänderung Δv_{\max} wird dabei durch das verwendete „Natürliche Geschwindigkeitsänderungsintervall“ I_V (Kapitel 3.3.2) definiert und soll die Worst-Case-Annahme emulieren, dass der Fußgänger zum Zeitpunkt 0 seine Geschwindigkeit schlagartig um Δv_{\max} erhöht. In dem Fall, dass sich der Fußgänger bereits mit einer hohen initialen Geschwindigkeit $v_{0,n}$ bewegt, würden sich allerdings unrealistisch hohe Geschwindigkeiten ergeben, sodass die Geschwindigkeit auf eine maximale Geschwindigkeit v_{\max} begrenzt werden muss. Eine Analyse der maximalen Geschwindigkeit von Fußgängern zur Auswahl von v_{\max} ist daher ebenfalls in Kapitel 3.3.2 zu finden.

Applikation des Bewegungsmodells

In diesem Abschnitt wird die Applikation des Bewegungsmodells beschrieben. Dazu müssen zuerst die Eingangsgrößen Zeit und Richtungsänderung diskretisiert werden. Die zeitliche Diskretisierung kann von der Objektklasse „Fahrzeug“ übernommen werden. Entsprechend beschreibt der Index k die Zeit t_k mittels

$$t_k = \Delta t \cdot k, \quad (3.119)$$

wobei durch die maximale Prädiktionszeit T gilt: $k \in [0, K] \wedge k \in \mathbb{N}$ und $K = \frac{T}{\Delta t}$. In Querrichtung müssen alle Richtungsänderungen innerhalb des „Natürlichen Richtungsänderungsintervalls“ $I_{NR} \in [-\Delta\psi_{NR}, \Delta\psi_{NR}]$ betrachtet werden, woraus sich ergibt

$$\Delta\psi_j = -\Delta\psi_{NR} + j \cdot \delta\psi, \quad (3.120)$$

wobei $\delta\psi$ die Diskretisierungsweite der betrachteten Richtungsänderungen $\Delta\psi_j$ beschreibt. Für den Index j gilt $j \in [0, J] \wedge j \in \mathbb{N}$, wobei J die Anzahl an betrachteten Richtungsänderungen darstellt. Entsprechend ergibt sich J als

$$J = \frac{2 \cdot \Delta\psi_{NR}}{\delta\psi}, \quad (3.121)$$

Ausgehend von den Gleichungen 3.114, 3.115, 3.116 und 3.117, können die diskreten Aufenthaltspunkte $x_{n,j,k}^{\text{SR}}, y_{n,j,k}^{\text{SR}}, x_{n,j,k}^{\text{SL}}, y_{n,j,k}^{\text{SL}}$ eines Fußgängers aus dessen Zustandsvektor⁹ $\vec{z}_n^{\text{Dyn}} = [x_{0,n} \ y_{0,n} \ v_{0,n} \ \psi_{0,n} \ r_n]$ berechnet werden als:

$$\begin{bmatrix} x_{0,n,j}^{\text{SL}} \\ y_{0,n,j}^{\text{SL}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\psi_{0,n} + \min(\Delta\psi_j, 0)) & -\sin(\psi_{0,n} + \min(\Delta\psi_j, 0)) \\ \sin(\psi_{0,n} + \min(\Delta\psi_j, 0)) & \cos(\psi_{0,n} + \min(\Delta\psi_j, 0)) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 0 \\ r_n \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} x_{0,n} \\ y_{0,n} \end{bmatrix}, \quad (3.122)$$

$$\begin{bmatrix} x_{0,n,j}^{\text{SR}} \\ y_{0,n,j}^{\text{SR}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\psi_{0,n} + \max(\Delta\psi_j, 0)) & -\sin(\psi_{0,n} + \max(\Delta\psi_j, 0)) \\ \sin(\psi_{0,n} + \max(\Delta\psi_j, 0)) & \cos(\psi_{0,n} + \max(\Delta\psi_j, 0)) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 0 \\ -r_n \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} x_{0,n} \\ y_{0,n} \end{bmatrix},$$

$$\begin{bmatrix} x_{n,j,k}^{\text{SL}} \\ y_{n,j,k}^{\text{SL}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\psi_{0,n} + \Delta\psi_j) & -\sin(\psi_{0,n} + \Delta\psi_j) \\ \sin(\psi_{0,n} + \Delta\psi_j) & \cos(\psi_{0,n} + \Delta\psi_j) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} s_n(t_k) \\ 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} x_{0,n,j}^{\text{SL}} \\ y_{0,n,j}^{\text{SL}} \end{bmatrix}, \quad (3.123)$$

$$\begin{bmatrix} x_{n,j,k}^{\text{SR}} \\ y_{n,j,k}^{\text{SR}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\psi_{0,n} + \Delta\psi_j) & -\sin(\psi_{0,n} + \Delta\psi_j) \\ \sin(\psi_{0,n} + \Delta\psi_j) & \cos(\psi_{0,n} + \Delta\psi_j) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} s_n(t_k) \\ 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} x_{0,n,j}^{\text{SR}} \\ y_{0,n,j}^{\text{SR}} \end{bmatrix}.$$

⁹Wobei die Werte $x_{0,n}, y_{0,n}$ der aktuellen Position, $v_{0,n}$ der Geschwindigkeit, $\psi_{0,n}$ der Richtung und r_n dem Radius der angenommen kreisförmigen Objektdimension entsprechen.

Ergebnisse der Beispielsituationen

Die berechneten zukünftigen Aufenthaltspunkte der Fußgänger in der Beispielsituation 3 sind in der Abbildung 3.61 dargestellt. Zur besseren Übersicht erhält jeder Fußgänger eine eigene Grafik. Aufgrund der hohen Beweglichkeit von Fußgängern - insbesondere in Querrichtung - könnten alle Fußgänger innerhalb der Vorhersagezeit die Fahrbahn betreten.

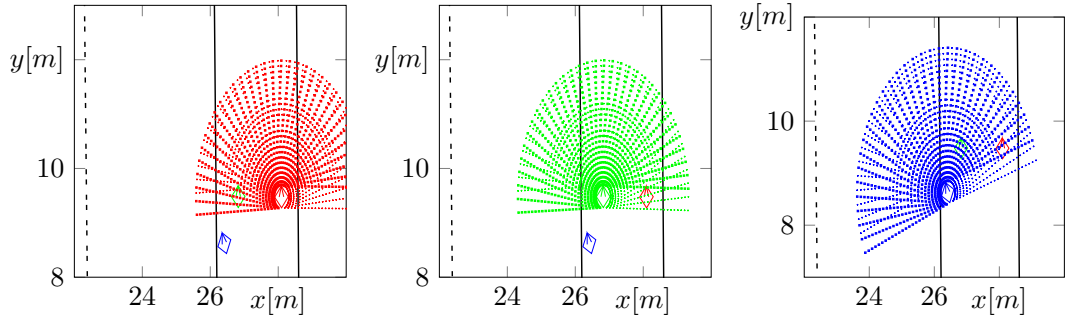


Abbildung 3.61.: Die möglichen zukünftigen Aufenthaltspunkte der drei Fußgänger in der Beispielsituation: Fußgänger 1 (rot), 2 (grün) und 3 (blau)

3.6.2. Rechenzeitoptimierte Repräsentation der möglichen Aufenthaltsorte

Die rechenzeitoptimierte Repräsentationsform aus Kapitel 3.5.2 kann unter Berücksichtigung der geänderten Indizierung beibehalten werden. Lediglich die Größe der Belegungskarte muss aufgrund des geänderten Bewegungsmodells aktualisiert werden:

$$x_{B,n} = s_n(T) = \min(v_{\max}, v_{0,n} + \Delta v_{\max}) \cdot T + r_n, \quad (3.124)$$

$$y_{B,n} = s_n(T) = 2 \cdot \min(v_{\max}, v_{0,n} + \Delta v_{\max}) \cdot T + 2 \cdot r_n. \quad (3.125)$$

Der Ursprung der Belegungskarte wird anschließend um $x_{0,B,n}$ und $y_{0,B,n}$ verschoben, mit $x_{0,B,n} = -0.5 \cdot r_n$ und $y_{0,B,n} = -1 \cdot \min(v_{\max}, v_{0,n} + \Delta v_{\max}) \cdot T - 2 \cdot r_n$. Durch diese Verschiebung wird der Fußgänger analog zum Fahrzeug auf der Belegungskarte positioniert und alle möglichen Aufenthaltspunkte sind innerhalb der Belegungskarte abgebildet.

Ergebnisse der Beispielsituationen

Die Gitterpunkte für die Beispielsituation 3 sind in Abbildung 3.62 dargestellt. Analog zur Betrachtung der Diskretisierungsproblematik bei Fahrzeugen führt die Einführung der Technik der Gitterpunkte zu dem bereits dort dargestellten Vorteilen und benötigen dabei lediglich die Hälfte an Repräsentationspunkten im Vergleich zur Repräsentation anhand der linken und rechten Fußgängerschulterposition.

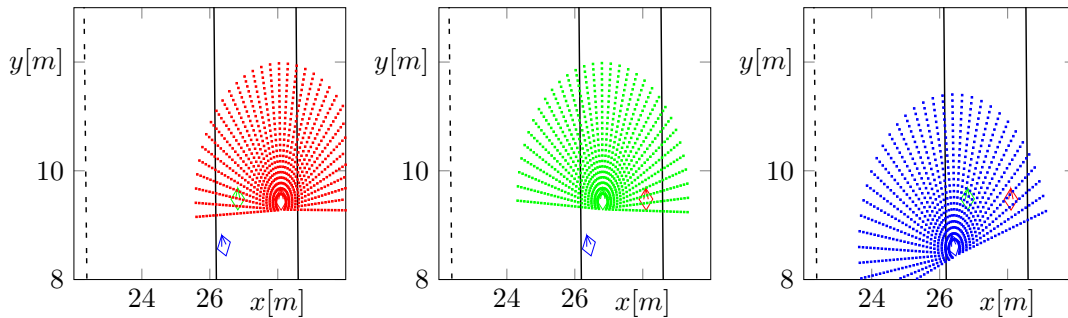


Abbildung 3.62.: Gitterpunkte der drei Fußgänger in der Beispielsituation: Fußgänger 1 (rot), 2 (grün) und 3 (blau)

3.6.3. Situationsunabhängige Akzeptanz der Querdynamik

Bei der Vorhersage von Fahrzeugen berücksichtigt die situationsunabhängige Akzeptanz der Querdynamik, dass Fahrer umso weniger ein Quereschleunigungsniveau akzeptieren, je höher die Quereschleunigung betragsmäßig ist. Dieser Umstand führt dazu, dass Fahrer ihre Fahrgeschwindigkeit reduzieren, um eine erwartete oder bereits auf den Fahrer wirkende Quereschleunigung zu reduzieren. Anders als bei der Betrachtung von Fahrzeugen ist ein vergleichbarer Effekt bezogen auf das Richtungsänderungsverhalten von Fußgängern aufgrund der hohen Bewegungsfreiheit nicht zu erwarten. Trotzdem zeigt die Analyse in Kapitel 3.3.2, dass große Richtungsänderungen von Fußgängern innerhalb eines definierten Zeitintervalls nur sehr selten auftreten. Es wird deshalb angenommen, dass Fußgänger bevorzugt ihre Richtungsänderung über der Zeit verteilen und damit eine leichte aber kontinuierliche Änderung der Richtung tendenziell einer einmaligen, signifikanten Richtungsänderung vorziehen.

Ausgehend von dieser Annahme wird die situationsunabhängige Akzeptanz der Querdynamik aus der Verteilung des bevorzugten Richtungsänderungsverhaltens von Fußgängern abgeleitet. Dazu wird eine Situation analysiert, welche einerseits eine mögliche signifikante Richtungsänderung des Fußgängers erlaubt, gleichzeitig aber auch durch eine über die Zeit verteilte Drehbewegung umgesetzt werden kann. Eine dementsprechende Situation - angepasst auf die betrachteten Richtungsänderungen von bis zu 90° - ist in Abbildung 3.63 dargestellt. Die zwei Beispieltrajektorien der Fußgänger A und B zeigen dabei jeweils die Extrema des möglichen Verhaltens auf. Fußgänger A ändert seine Richtung in kürzester Zeit an einem Ort, wohingegen Fußgänger B die Richtungsänderung maximal über die Zeit verteilt.

Das relevante Zeitintervall, in dem die Richtungsänderung eines Fußgängers berücksichtigt werden muss, ist aus Sicht des Verfahrens dieser Arbeit die definierte Vorhersagezeit T , da Richtungsänderungen, die über einen größeren Zeitraum als T verteilt werden, in der Verhaltensvorhersage nicht mehr berücksichtigt werden müssen. Die Trajektorie B repräsentiert einen Richtungsverlauf mit einer eher abrupten Drehung, wohingegen Trajektorie A einer eher kontinuierlichen Drehung entspricht. Die maximale Richtungsänderung innerhalb des Zeitraums T von Trajektorie B wird daher bei 90 Grad liegen, die von Trajektorie A hingenen weit darunter.

Da die untersuchte Situation eine signifikante Richtungsänderung des Fußgängers erzwingt, ihm aber gleichzeitig erlaubt, diese nach seinen Wunsch über die Zeit zu verteilen, wird angenommen,

dass die betragsmäßig maximal auftretende Richtungsänderung $|\Delta\Psi|$ innerhalb des Zeitfensters T die Obergrenze der bevorzugten Richtungsänderungen darstellt. Entsprechend ist das Intervall der bevorzugten Richtungsänderungen eines Fußgängers als $[0, |\Delta\Psi|]$ definiert. Durch die Bestimmung dieses Intervalls für viele Fußgänger ergibt sich die Verteilung des bevorzugten Richtungsänderungsverhaltens, welches somit als situationsunabhängige Akzeptanz der Querdynamik für Fußgänger verwendet werden kann.

Um diese Verteilung entsprechend der vorausgehenden Erläuterung zu bestimmen, wurden aus dem Stanford-Drone-Dataset alle jene Situationen zur Analyse herangezogen, die der Situation in Abbildung 3.63 a entsprechen. Ein konkretes Beispiel einer ausgewählten Situation ist in Abbildung 3.63 b dargestellt. In einem vorgelagerten Schritt werden jeweils jene Fußgänger ausgewählt, die insgesamt ihre Richtung um 90 Grad ändern. Für alle Zeitpunkte $t_{\text{Analyse},c}$, in denen sich die ausgewählten Fußgänger c im Analysebereich befinden, wird anschließend die maximale Richtungsänderung innerhalb des Zeitfensters T berechnet:

$$|\Delta\Psi_c| = \max_{\forall t_{\text{Analyse}}} (|\psi_c(t_{\text{Analyse}}) - \psi_c(t_{\text{Analyse}} + T)|), \quad (3.126)$$

wobei c der Index eines beobachteten Fußgängers ist. Für c gilt entsprechend $c \in [0, C] \wedge \mathbb{N}$, mit C als Anzahl aller beobachteten Fußgänger. Die Verteilungsfunktion des bevorzugten Richtungsänderungsverhaltens und damit die situationsunabhängige Akzeptanz der Querdynamik zur Vorhersage von Fußgänger, ergibt sich entsprechend als

$$A_{\text{sitUnab}}(\Delta\psi_j) = \frac{1}{C} \cdot \sum_{\forall c: |\Delta\psi_j| \in [0, |\Delta\Psi_c|]} 1. \quad (3.127)$$

Die beschriebene Analyse wurde an 10 verschiedenen Standorten in 8 Videos durchgeführt.

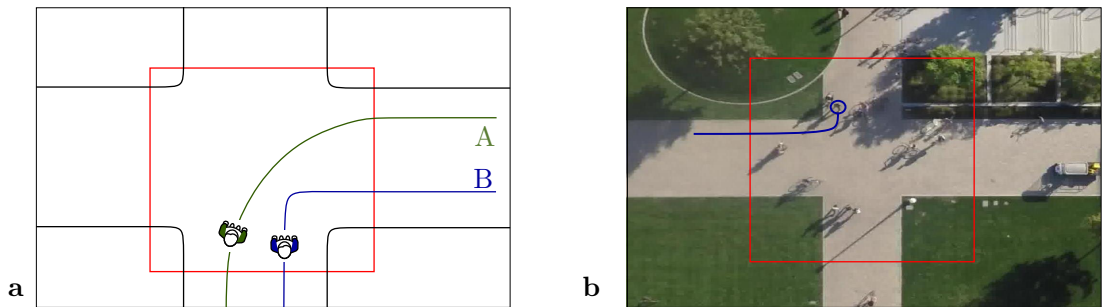


Abbildung 3.63.: Situation zur Analyse der Verteilung des bevorzugten Richtungsänderungsverhaltens von Fußgängern: **a** Skizze einer geeigneten Situation mit zwei Beispieltrajektorien, **b** Ausschnitt einer geeigneten Situation aus dem *Stanford-Drone-Dataset*

Der Analysebereich wurde bei jeder Situation manuell festgelegt. Insgesamt konnte damit das Rotationsverhalten von 194 Fußgängern quantifiziert werden. Mithilfe dieser Datenbasis ergibt sich die situationsunabhängige Akzeptanz der Querdynamik entsprechend Gleichung 3.127. Die finale Akzeptanzverteilung ist in Abbildung 3.64 dargestellt und wird im Folgenden für die Berechnung der Belegungsräume von Fußgängern verwendet.

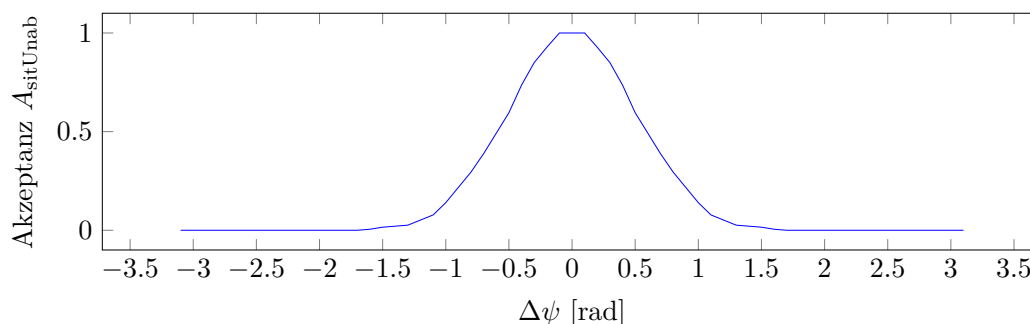


Abbildung 3.64.: Häufigkeit der Richtungsänderung als Basisakzeptanzverteilung zur Vorhersage von Fußgängern

Die durchgeführte Analyse basiert auf den zur Verfügung stehenden Daten und erlaubt aufgrund der getroffenen Annahmen und der geringen Datenbasis lediglich eine Abschätzung des bevorzugten Rotationsverhaltens. In Zukunft ist es daher sinnvoll, eine überarbeitete Akzeptanzverteilung auf Basis einer umfangreicheren Analyse zu verwenden.

3.6.4. Ergebnisse der Verhaltensvorhersage für die Beispielsituation

Bevor im nächsten Kapitel die angepasste Berechnung der Belegungsräume beschrieben wird, werden in diesem Kapitel die Ergebnisse der Verhaltensvorhersage in der Beispielsituation 3 (Abbildung 3.65) vorgestellt. In Abbildung 3.66 werden dazu die statische und die dynamische Akzeptanz, sowie die kombinierte Akzeptanzverteilung aller drei Fußgänger dargestellt¹⁰. Zudem sind die berechneten Aufenthaltswahrscheinlichkeiten als Ergebnisse der Verhaltensvorhersage visualisiert. Die statische Akzeptanzverteilung ist bei allen drei Fußgängern vergleichbar. Negative

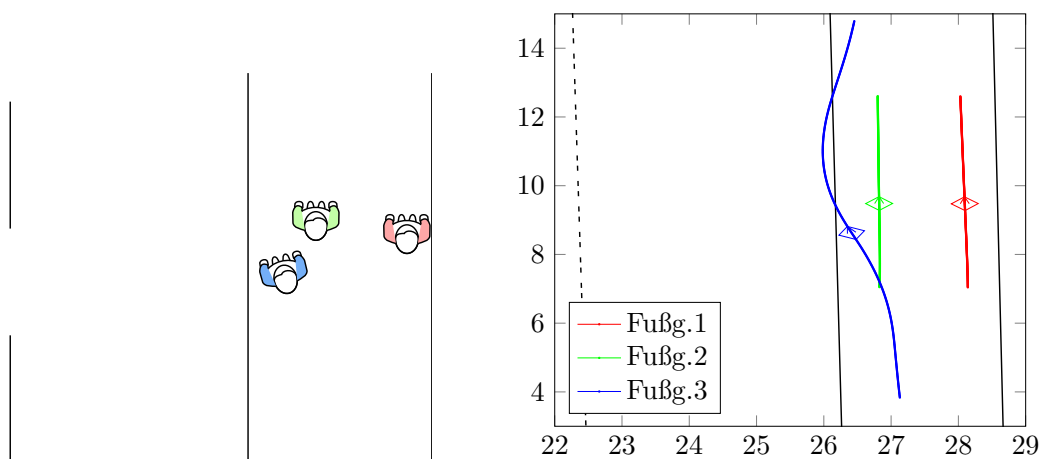


Abbildung 3.65.: Beispielsituation 3 „Fußgänger“

¹⁰Die situationsunabhängige Akzeptanz der Querdynamik ist für alle Fußgänger gleich und kann aus Abbildung 3.64 entnommen werden.

Richtungsänderungen (drehen nach rechts) sind mit einer niedrigen Akzeptanz versehen, da dort ein statisches Objekt mit einer sehr niedrigen Überquerbarkeit den Bürgersteig begrenzt. Das Verlassen des Bürgersteigs Richtung Straße (drehen nach links, positive Richtungsänderung) hat aufgrund der verhältnismäßig hohen Überquerbarkeit von 0.8 des begrenzenden statischen Objekts eine entsprechend hohe Akzeptanz. Da bei einem Verbleiben auf dem Bürgersteig keine statischen Objekte überquert werden müssen, sind die entsprechenden Richtungsänderungen mit der höchsten Akzeptanz von 1 verknüpft. Da sich alle drei Fußgänger aktuell auf dem Bürgersteig befinden, ist die Form der Kurven nahezu identisch, lediglich die konkreten Richtungsänderungen sind aufgrund der unterschiedlichen Positionen der Fußgänger innerhalb des Bürgersteigs verschoben.

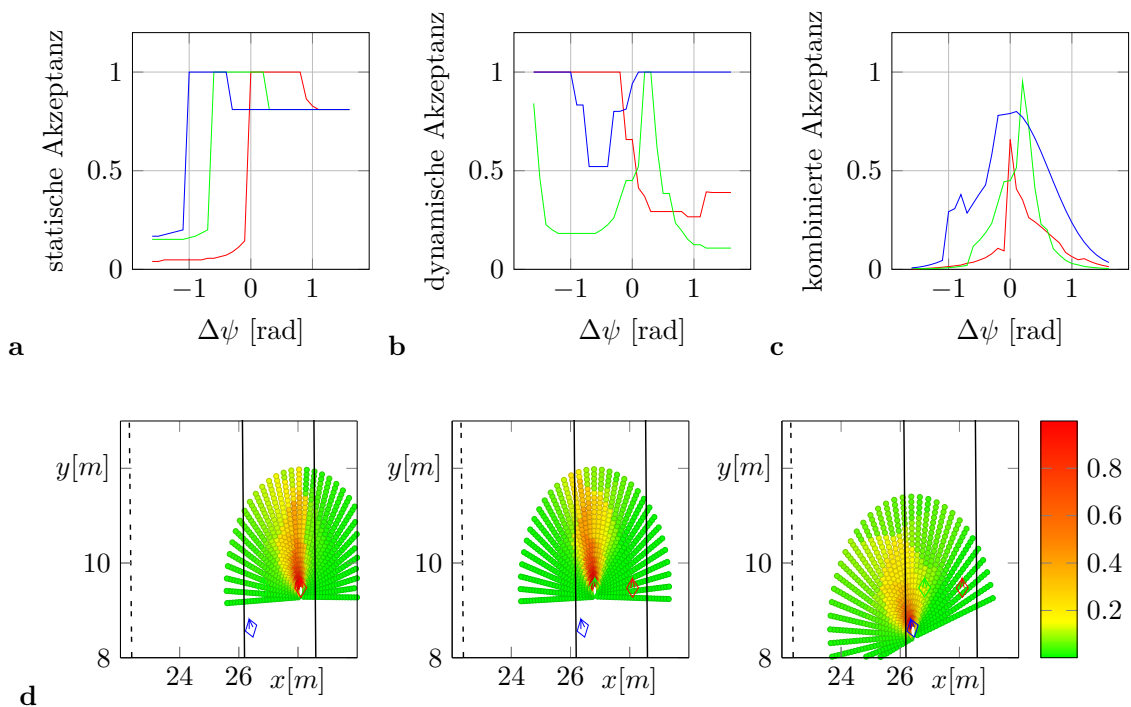


Abbildung 3.66.: Ergebnisse der Beispielsituation 3: **a** statische, **b** dynamische und **c** kombinierte Akzeptanzverteilung; **d** Aufenthaltswahrscheinlichkeiten von Fußgänger 1 (rot), 2 (grün) und 3 (blau)

Die dynamische Akzeptanzverteilung für den roten Fußgänger ist wie zu erwarten zweiteilig. Einerseits sind Bewegungen nach links (positive Richtungsänderung) aufgrund des parallel laufenden grünen Fußgängers mit einer niedrigen Akzeptanz verknüpft. Andererseits sind die Akzeptanzen für Richtungsänderungen nach rechts (negative Richtungsänderungen) mit 1 bewertet, da diese aus Sicht der dynamischen Akzeptanz kollisionsfrei durchgeführt werden können.

Der grüne Fußgänger hat nur einen kleinen Bereich um die 0.2 rad, welcher mit einer Akzeptanz von 1 verbunden ist. Alle anderen Bereiche weisen eine reduzierte Akzeptanz auf, da sich rechts neben dem grünen Fußgänger bereits der genauso schnelle rote Fußgänger befindet und links der schnellere blaue Fußgänger aufholt. Die dynamische Akzeptanz des blauen Fußgängers ist lediglich in einem kleinen Bereich um die -0.8 rad reduziert, da diese Richtungsänderung durch

ein Verbleiben auf dem Bürgersteig zu einer Kollision mit dem langsameren grünen Fußgänger führt.

Durch die Kombination der statischen, der dynamischen und der nicht dargestellten situationsunabhängigen Akzeptanz eines jeden Fußgängers entstehen die kombinierten Akzeptanzverteilungen in Abbildung 3.66 c. Auf Basis dieser kombinierten Akzeptanzverteilungen werden die dargestellten Aufenthaltswahrscheinlichkeiten berechnet. Dabei entsteht für den roten und den grünen Fußgänger die korrekte Vorhersage, dass sie jeweils auf ihrer Hälfte des Bürgersteigs verbleiben. Der blaue Fußgänger erhält die höchste Akzeptanz bei ca. 0 rad, wodurch die Gitterpunkte auf der Straße neben dem Bürgersteig über signifikante Aufenthaltswahrscheinlichkeiten verfügen und damit das zukünftige Betreten der Straße entsprechend des beobachteten Verhaltens¹¹ vorhersagen.

3.6.5. Berechnung der Belegungsräume

Die Berechnung der Belegungsräume vereinfacht sich im Vergleich zu der Objektklasse „Fahrzeug“. Anstelle mittels k_{app} eine Approximation der hinteren Fahrzeugfront zu berechnen, wird bei einem Fußgänger jederzeit mit einem Stehenbleiben gerechnet. Entsprechend muss die aktuelle Fußgängerposition Teil des Belegungsraums sein. Dies kann umgesetzt werden, indem bei der Berechnung des Belegungsraums eines Fußgängers immer $k_{\text{app}} = 0$ gilt. Damit beinhaltet der Belegungsraum des Zeitschritts t_k alle Gitterpunkte, die über eine höhere Aufenthaltswahrscheinlichkeit als P_{Grenz} verfügen und gleichzeitig zwischen $t = 0$ und dem betrachteten Zeitschritt t_k liegen.

Ergebnisse in den Beispielsituationen

Das Ergebnis der Belegungsräume für die Beispielsituation 3 ist in Abbildung 3.67 dargestellt. Dabei wird das Betreten der Straße durch den blauen Fußgänger wie beobachtet¹² prädiziert. Ein autonomes Fahrzeug könnte somit frühzeitig auf die mögliche Reduktion seines freien Fahrraums reagieren. Gleichzeitig wird lediglich der Bürgersteig durch die Belegungsräume der anderen beiden Fußgänger blockiert, sodass in derselben Situation ohne den blauen Fußgänger ein autonomes Fahrzeug erfolgreich passieren könnte.

¹¹Siehe Definition Beispielsituationen Kapitel 3.4

¹²Siehe Definition Beispielsituationen Kapitel 3.4

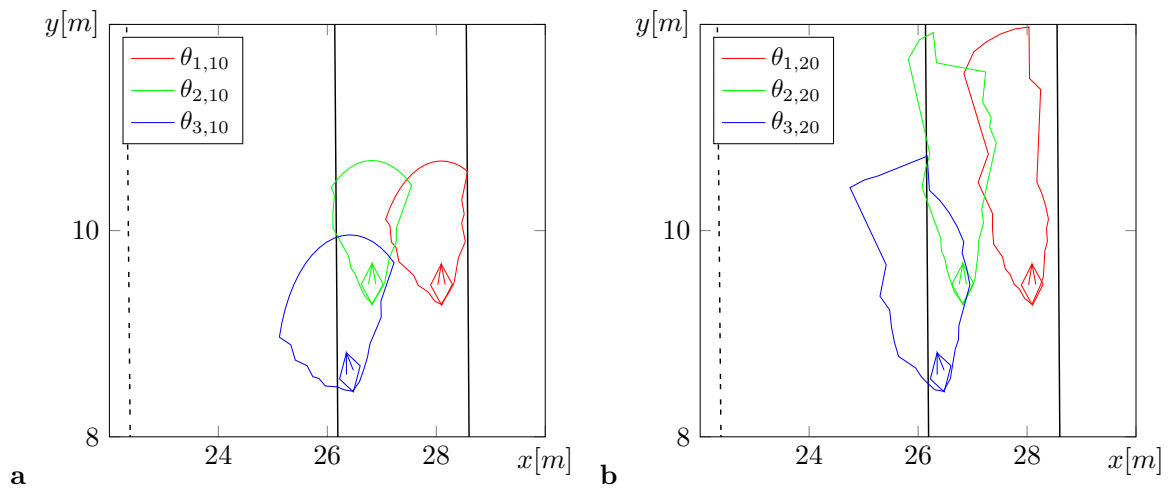


Abbildung 3.67.: Belegungsräume der Beispielsituation 3 für alle Fußgänger zu unterschiedlichen Zeitpunkten und mit unterschiedlichen Grenzwahrscheinlichkeiten: **a** Zeitpunkt $t_k = 1s$ und Grenzwahrscheinlichkeit $P_{\text{Grenz}} = 0.05$ und **b** $t_k = 2s$ mit $P_{\text{Grenz}} = 0.1$

Kapitel 4.

Erweiterungen des Verfahrens

Dieser Abschnitt beschreibt zwei methodische Erweiterungen für das Verfahren dieser Arbeit. Die erste Erweiterung berücksichtigt die sensorischen Unsicherheiten im Zustandsvektor, sodass auch unter dem Einfluss von Messunsicherheiten valide Belegungsräume berechnet werden können. Die zweite Erweiterung erläutert ein Konzept, welches die Annahme der konstanten Querdynamik aufhebt und bei Berechnung der Aufenthaltswahrscheinlichkeiten dynamische Querdynamikverläufe berücksichtigt. Die folgende Beschreibung bezieht sich lediglich auf den Objekttyp Fahrzeug. Die erläuterten Konzepte lassen sich jedoch analog auf andere Objektklassen übertragen.

4.1. Erweiterung des Verfahrens hinsichtlich Messungenauigkeiten

Jede reale sensorische Erfassung der Umwelt ist grundsätzlich mit Messfehlern versehen, die zu einer erheblichen Verschlechterung einer Verhaltensvorhersage führen können. Zum Beispiel liegen in Abbildung 4.1 aufgrund eines Messfehlers der Querbewegung und des Gierwinkels alle möglichen Aufenthaltspunkte des dargestellten Fahrzeugs außerhalb des Kreisverkehrs. Als Folge dieser fehlerhaften Aufenthaltspunkte kann das zukünftige Verbleiben des Fahrzeugs im Kreisverkehr nicht mehr korrekt vorhergesagt werden. In diesem Abschnitt soll daher durch die Berücksichtigung der bekannten Messungenauigkeiten innerhalb der Verhaltensvorhersage eine fehlerhafte Prädiktion vermieden werden. Die Herausforderung bei der Berücksichtigung der Messunsicherheiten liegt einerseits darin, die Rechenzeit nicht signifikant zu erhöhen und andererseits die Auswirkungen mehrerer gleichzeitig auftretender Messfehler korrekt abzubilden. Dabei werden die

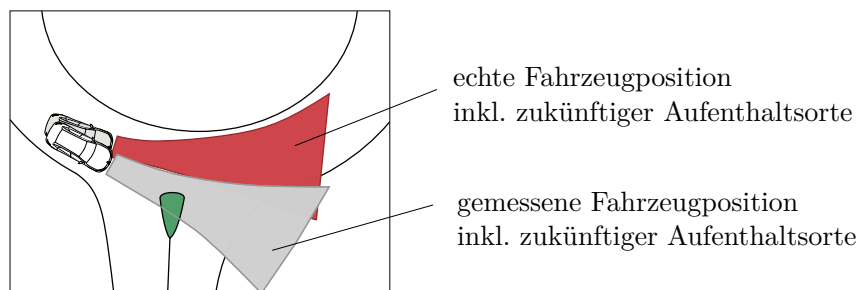


Abbildung 4.1.: Beispielsituation in denen Messfehler zu einer fehlerhaften Vorhersage des Verhaltens führen

Messfehler jeder Größe eines dynamischen Objekts n mittels einer Standardabweichung im Vektor $\sigma(\overrightarrow{z_n^{\text{Dyn}}})$ beschrieben. Die Standardabweichung wird als Beschreibungsgröße der Messunsicherheiten verwendet, da diese bei verbreiteten Fusions- und Trackingansätzen (z. B. Kalman-Filter [50]) bereits als Ergebnis zur Verfügung gestellt wird.

Die Messfehler können anhand ihrer Auswirkungen auf Längs- bzw. Querdynamik unterschieden werden. So haben die Unsicherheiten $\sigma\left(\begin{bmatrix} x_{0,n} & v_{0,n} & a_{x0,n} & l_n \end{bmatrix}\right)$ vornehmlich Auswirkung auf die Längsdynamik und die Unsicherheiten $\sigma\left(\begin{bmatrix} y_{0,n} & \psi_{0,n} & a_{y0,n} & b_n \end{bmatrix}\right)$ auf die Querdynamik. Die Längsdynamik beeinflusst zwar über die Geschwindigkeit auch die Querdynamik, da jedoch der Ansatz der Querdynamik über einem umfangreichen Bereich variiert, wird die Abhängigkeit der Querdynamik von der Längsdynamik bei der Berücksichtigung der Messunsicherheiten im Folgenden vernachlässigt.

Diskutiert werden in den nächsten Kapiteln zwei verschiedene Methoden zur Berücksichtigung der Messunsicherheiten. Die erste Methode bildet die Unsicherheiten innerhalb der Gitterpunkte und deren Aufenthaltswahrscheinlichkeiten ab. Da die Gitterpunkte jedoch ausschließlich auf einer Variation der Querdynamik beruhen, kann die erste Methode lediglich Messunsicherheiten hinsichtlich der Querdynamik berücksichtigen. Zusätzlich zeigen theoretische Überlegungen, dass diese Methode zu einer signifikanten Erhöhung der Rechenzeit führt.

Daher wird eine zweite Methode vorgestellt, die den Vorteil bietet, dass die Rechenzeit nur minimal erhöht wird und dass trotzdem Messunsicherheiten sowohl hinsichtlich der Längs- als auch der Querdynamik abgebildet werden können. Um jedoch diese Vorteile zu erreichen, werden die Messunsicherheiten ausschließlich anhand der Quantile der Wahrscheinlichkeitsverteilungen berücksichtigt. Die Verteilungsfunktion selbst wird daher bei der Berücksichtigung der Unsicherheiten nahezu vollständig vernachlässigt.

4.1.1. Berücksichtigung der Messungenauigkeiten in der Wahrscheinlichkeitsberechnung

Die erste Methode zur Berücksichtigung der Messunsicherheit modifiziert hauptsächlich den Verarbeitungsschritt „Berechnung der Aufenthaltswahrscheinlichkeiten“ und berücksichtigt lediglich Unsicherheiten mit einer Auswirkung auf die Querdynamik. Zudem ist diese Methode mit einer immensen Rechenzeiterhöhung verknüpft. Trotzdem wird die Methode hier näher erläutert, da sie es erlaubt, die Verteilungsfunktion der betrachteten Messunsicherheiten vollständig abzubilden. Damit könnte dieses Konzept bei steigender Rechenleistung in zukünftigen Fahrzeuggenerationen genutzt werden.

Die Wahrscheinlichkeit eines Gitterpunkts wird anhand Gleichung 3.94 berechnet. Diese Gleichung bestimmt dazu das Integral der Dichtefunktion aller Querbeschleunigungen $pdf(a_y)$, deren Pfade den Gitterpunkt überqueren. Dazu sind alle Querbeschleunigungen, die einen definierten Gitterpunkt $x_{n,i,k}^G, y_{n,i,k}^G$ überqueren, in der Menge $\mathcal{K}_{n,i,k}^G$ definiert. Durch die Unsicherheit der Position $\sigma(y_{0,n})$ und des Gierwinkels $\sigma(\psi_{0,n})$ ergeben sich für das zu prädizierende Fahrzeug verschiedene initiale Zustandsvektoren mit jeweils unterschiedlichen Gierwinkeln und Querpositionen. Dabei ist jeder mögliche initiale Zustandsvektor mit einer Wahrscheinlichkeit durch die

Verteilungsfunktion der Messunsicherheit von $y_{0,n}$ und $\psi_{0,n}$ verknüpft. Da je nach initialem Zustandsvektor das Fahrzeug einen definierten Gitterpunkt mit anderen Querbeschleunigungspfaden erreicht, ist $\mathcal{K}_{n,i,k}^G$ von dem initialen Zustandsvektor abhängig: $\mathcal{K}_{n,i,k}^G(y, \psi)$. Zudem ergibt sich durch die Änderung des initialen Zustandsvektors eine jeweils individuelle Dichtefunktion der Querbeschleunigung $pdf(a_y, y, \psi)$, da ggf. Kollisionen mit statischen und dynamischen Objekten bei anderen Querbeschleunigungspfaden stattfinden.

Die Wahrscheinlichkeit eines Gitterpunkts soll nun unter Berücksichtigung aller möglichen, initialen Zustandsvektoren und deren Wahrscheinlichkeit berechnet werden. Dazu wird mittels der Integrale über die Dichtefunktionen von Querposition und Gierwinkel der initiale Zustandsvektor berücksichtigt. Auf dessen Basis ergibt sich die Wahrscheinlichkeit des Gitterpunkts analog über das Integral der Dichtefunktion der Querbeschleunigung. Entsprechend erhält man:

$$p_{n,i,k} = \int_{\forall y'} f_{\mathcal{N}}(y'; y_{0,n}, \sigma(y_{0,n})) \cdot \left(\int_{\forall \psi'} f_{\mathcal{N}}(\psi'; \psi_{0,n}, \sigma(\psi_{0,n})) \cdot \left(\int_{\forall a'_y \in \mathcal{K}_{n,i,k}^G(y', \psi')} pdf_A(a'_y, y', \psi') da'_y \right) d\psi' \right) dy', \quad (4.1)$$

wobei $f_{\mathcal{N}}(x; x_0, \sigma)$ die Dichtefunktion einer Normalverteilung beschreibt.

Wie bereits in Kapitel 3.5.2 dargelegt, ist die Bestimmung der Kollisionsmenge $\mathcal{K}_{n,i,k}^G$ für jeden Gitterpunkt ein rechenzeitaufwendiger Verarbeitungsschritt. Das Gleiche gilt auch für die Bestimmung von $pdf(a_y)$, da dafür alle drei Akzeptanzverteilungen berechnet werden müssen. Zusammengefasst bedeutet dies, dass zur Bestimmung von $\mathcal{K}_{n,i,k}^G(y, \psi)$ und $pdf_A(a_y, y, \psi)$ nahezu alle Verarbeitungsschritte für jeden initialen Zustandsvektor ausgeführt werden müssen. Somit würde selbst bei einer sehr ungenauen Diskretisierung der Normalverteilungsfunktionen und daher einer kleinen Anzahl an initialen Zustandsvektoren eine nicht mehr akzeptable Rechenzeit resultieren. Deshalb wird diese Methode zur genauen Abbildung der Unsicherheiten verworfen und im nächsten Kapitel ein alternatives Vorgehen beschrieben.

4.1.2. Berücksichtigung der Messungengenauigkeiten auf Basis der Quantile

Da die Berücksichtigung der Messunsicherheiten entsprechend des vorausgegangenen Kapitels eine signifikante Erhöhung der Rechenaufwände mit sich bringt, resultiert daraus mit hoher Sicherheit eine Verletzung der Rechenzeitanforderungen. Daher wird in diesem Abschnitt eine weniger rechenaufwendige Methode vorgestellt. Dazu wird der Verarbeitungsschritt „Berechnung der zukünftigen Aufenthaltspunkte“ (Kapitel 3.5.1) angepasst. Ziel dieser Anpassung ist es, dass alle möglichen Aufenthaltsorte, welche von einem hinreichend wahrscheinlichen initialen Zustandsvektor erreichbar sind, in den berechneten Aufenthaltspunkten enthalten sind. Dadurch ist sichergestellt, dass auch die möglichen Aufenthaltspunkte basierend auf dem tatsächlichen Zustandsvektor innerhalb der berechneten Aufenthaltspunkte liegen. Diese Überlegung ist in Abbildung 4.2 anhand des initialen Beispiels dieses Kapitels skizziert. Durch die Berücksichtigung der Messunsicherheiten belegen die möglichen Aufenthaltspunkte einen deutlich größeren Bereich des Kreisverkehrs. Diese Vergrößerung führt nun dazu, dass das Verbleiben des Fahrzeugs im

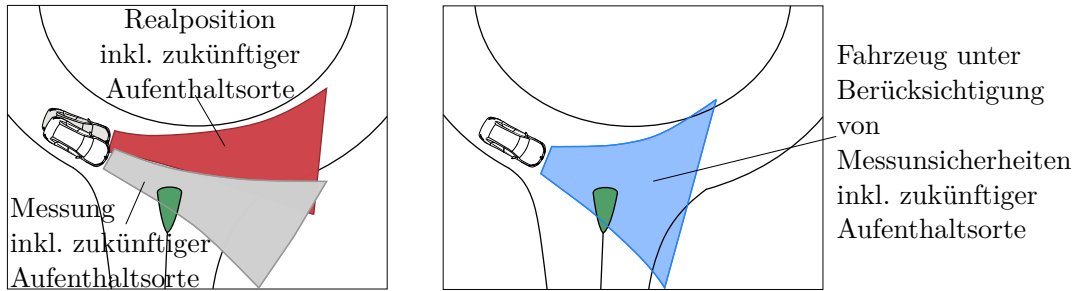


Abbildung 4.2.: Zielsetzung der Berücksichtigung von Messunsicherheiten: Alle möglichen Aufenthaltsorte, welche von einem hinreichend wahrscheinlichen initialen Zustandsvektor erreichbar sind, sollen bei der Berücksichtigung der Messunsicherheiten in den berechneten Aufenthaltspunkten (blaue Fläche) enthalten sein. Erweiterung der Abbildung 4.1

Kreisverkehr wieder innerhalb der möglichen Aufenthaltspunkte abgebildet ist und somit korrekt präzisiert werden kann.

Um alle initialen Zustandsvektoren mit einer hinreichenden Wahrscheinlichkeit zu berücksichtigen, werden in einem ersten Schritt aus den Standardabweichungen $\sigma(x)$ die Quantile $Q(\sigma(x))$ abgeleitet. Die Grenze einer hinreichenden Wahrscheinlichkeit wird dabei mittels des Wahrscheinlichkeitsschwellwerts $P_{\text{Unsicherheit}}$ definiert, wodurch basierend auf der Dichtefunktionen der Normalverteilung für $Q(\sigma(x))$ einer Messgröße x gilt:

$$Q(\sigma(x)) \quad \text{sodass gilt} \quad P_{\text{Unsicherheit}} = \int_{-Q(\sigma(x))}^{+Q(\sigma(x))} \frac{1}{\sqrt{2 \cdot \pi \cdot \sigma(x)^2}} \cdot e^{\left(\frac{x'^2}{2 \cdot \sigma(x)^2}\right)} dx'. \quad (4.2)$$

Die Quantile der Messunsicherheit einer jeden Zustandsgröße müssen nun bei der Berechnung der Aufenthaltspunkte berücksichtigt werden. Diese Berücksichtigung wird in Tabelle 4.1 beschrieben. Eine detailliertere Beschreibung inkl. der notwendigen Anpassungen der Berechnungsvorschriften ist im Anhang E zu finden.

Messunsicherheit	Berücksichtigung bei der Berechnung möglicher Aufenthaltspunkte
Fahrzeugbreite	Die verwendete Fahrzeugbreite wird um $2 \cdot Q(\sigma(b_n))$ erhöht.
Querposition	Die Fahrzeugeckkoordinaten werden um $\pm Q(\sigma(y_n))$ zusätzlich nach links bzw. nach rechts verschoben.
Querbeschleunigung	Die zu betrachtenden Querbeschleunigungen werden relativ zur aktuell herrschenden Querbeschleunigung gewählt. Daher wird das Intervall der betrachteten Querbeschleunigungen um $\pm Q(\sigma(a_{y0,n}))$ vergrößert.

Mess-unsicherheit	Berücksichtigung bei der Berechnung möglicher Aufenthaltspunkte
Gierwinkel	Der initiale Gierwinkel wird in Abhängigkeit der betrachteten Querbeschleunigung um bis zu $\pm Q(\sigma(\psi_{0,n}))$ verschoben. Für die Beschleunigung mit der maximalen Richtungsänderung nach links wird dabei auch die maximale Verschiebung des initialen Gierwinkels nach links verwendet. Analog wird für die Beschleunigung mit der maximalen Richtungsänderung nach rechts der maximal nach rechts verschobene Gierwinkel verwendet. Zwischen diesen beiden Extrema wird die Verschiebung des Gierwinkels linear über alle Querbeschleunigungen verteilt.
Fahrzeuglänge	Die verwendete Fahrzeuglänge wird um $Q(\sigma(l_n))$ erweitert.
Längsposition	Der Startpunkt zur Berechnung der Aufenthaltspunkte (obere Belegungsraumgrenze) wird um $Q(\sigma(x_{0,n}))$ in Fahrtrichtung verschoben. Der Startpunkt zur Berechnung der unteren Belegungsraumgrenze wird um $Q(\sigma(x_{0,n}))$ entgegen der Fahrtrichtung verschoben.
Geschwindigkeit	Die Geschwindigkeit zur Berechnung der oberen Belegungsraumgrenze wird um $Q(\sigma(v_{0,n}))$ erhöht. Die Geschwindigkeit zur Berechnung der unteren Belegungsraumgrenze wird um $Q(\sigma(v_{0,n}))$ verringert.
Längsbeschleunigung	Die zu betrachtenden Längsbeschleunigungen werden relativ zur aktuell herrschenden Längsbeschleunigung gewählt. Daher wird das Intervall der zu betrachtenden Längsbeschleunigungen um $\pm Q(\sigma(a_{x0,n}))$ vergrößert.

Tabelle 4.1.: Übersicht zur Berücksichtigung der Messunsicherheiten in den möglichen zukünftigen Aufenthaltspunkten

Numerisches Beispiel

Anhand Abbildung 4.3 werden die Auswirkungen der Messunsicherheiten auf die berechneten Aufenthaltspunkte veranschaulicht. Dabei ist zu erkennen, dass durch die Berücksichtigung der angenommenen Unsicherheiten die möglichen Aufenthaltspunkte einen deutlich größeren Aufenthaltsbereich abdecken. Dieser Aufenthaltsbereich umfasst nun näherungsweise alle möglichen Aufenthaltspunkte eines jeden hinreichend wahrscheinlichen initialen Zustandsvektors. Mögliche Abweichungen können aufgrund der vernachlässigten Abhängigkeit zwischen Längs- und Querdynamik entstehen.

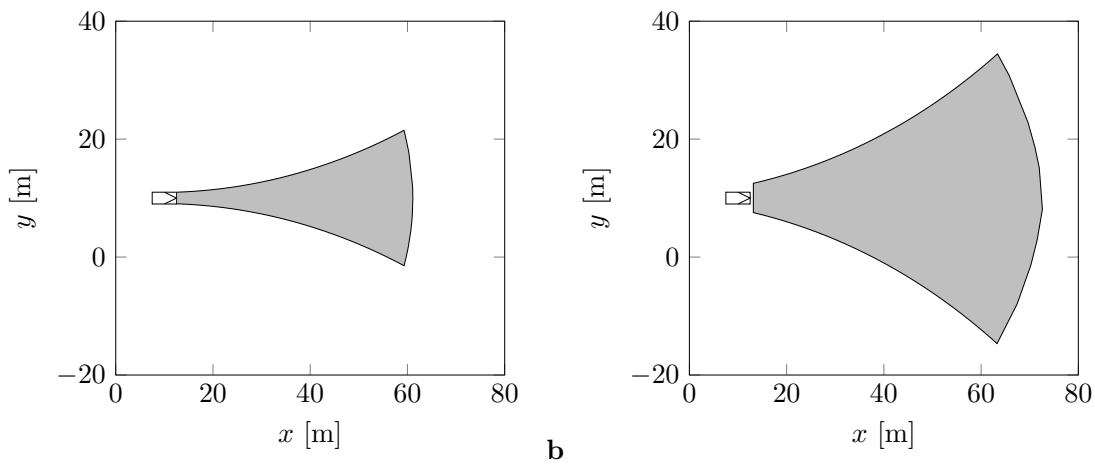


Abbildung 4.3.: Vergleich der belegten Fläche der resultierenden Gitterpunkte $x_{n,i,k}^G, x_{n,i,k}^G$ auf Basis des Zustandsvektors $\vec{z}_n^{\text{Dyn}} = [10, 10, 19.4, 0, 0, 0, 2, 5]$ bei Berücksichtigung des Unsicherheitsvektors $\sigma(\vec{z}_n^{\text{Dyn}})$:

- a Keine Unsicherheit $\sigma(\vec{z}_n^{\text{Dyn}}) = [0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]$;
- b Kombination aller Unsicherheiten $\sigma(\vec{z}_n^{\text{Dyn}}) = [1, 1, 3, 0.15708, 1, 1, 1, 1]$

4.2. Erweiterung des Verfahrens hinsichtlich dynamischer Querdynamik

In Kapitel 3.1 wird für die Berechnung der möglichen Aufenthaltspunkte die Annahme getroffen, dass Verkehrsteilnehmer lediglich konstante Querdynamik verwenden. Diese Annahme führt zu einer signifikanten Reduzierung der zu betrachtenden Querbewegungsoptionen, wodurch die Echtzeitfähigkeit des Verfahrens sichergestellt wird. Jedoch stellt die Annahme der konstanten Querdynamik eine starke Einschränkung dar, die dazu führen kann, dass der Belegungsraum nicht bestmöglich an die aktuelle Situation angepasst wird. Daher wird in diesem Kapitel ein Konzept vorgestellt, das die Berücksichtigung dynamischer Querdynamikverläufe ermöglicht.

In Abbildung 4.4 a ist eine Situation dargestellt, bei der die Annahme der konstanten Querdynamik

zu einer ungenauen Vorhersage des Verhaltens führt. In dieser Situation trifft ein Fahrzeug zuerst auf ein Hindernis in Fahrtrichtung links und anschließend auf ein Hindernis in Fahrtrichtung rechts. Die Aufenthaltswahrscheinlichkeiten in Abbildung 4.4 **b** zeigen, dass keine eindeutige Vorhersage des Verhaltens möglich ist. Zwar wird das Passieren des ersten Hindernisses als das wahrscheinlichste Verhalten prognostiziert, jedoch führen die damit verbundenen Querbewegungen zu einer Kollision mit dem zweiten Hindernis. Daher sind auch die Gitterpunkte der Bewegungsoptionen welche mit dem ersten Hindernis kollidieren, dafür aber das zweite Hindernis passieren, mit einer erhöhten Aufenthaltswahrscheinlichkeit verknüpft. Würde das Verfahren jedoch dynamische Querdynamikverläufe berücksichtigen, ergäbe sich z.B. in Form der gestrichelten Trajektorie in Abbildung 4.4 **a** eine kollisionsfreie Querbewegungsoption die entsprechend mit den höchsten Aufenthaltswahrscheinlichkeiten verbunden wäre.

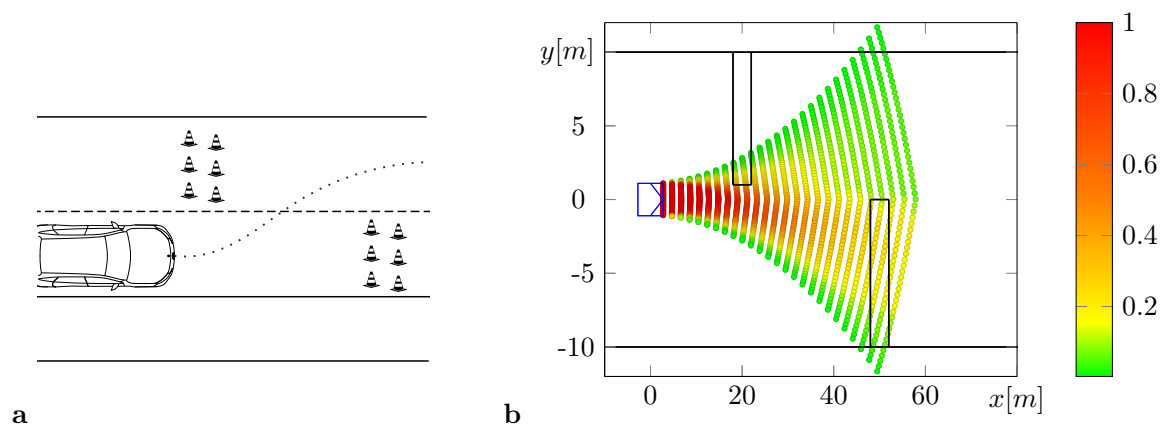


Abbildung 4.4.: Beispielsituation zur Demonstration der Erweiterung des Verfahrens hinsichtlich dynamischer Querdynamik: **a** Beispielsituation bei der die Annahme der konstanten Querdynamik zu einer ungenauen Vorhersage führt, da alle Querbewegungsoptionen basierend auf konstanter Querdynamik mit dem ersten oder dem zweiten Hindernis kollidieren. Nur wenn die Vorhersage durch den rekursiven Aufruf des Projektionsverfahrens über der Zeit geändert wird, resultiert eine kollisionsfreie Querbewegungsoption, wie z.B. die gestrichelte Linie. **b** Aufenthaltswahrscheinlichkeiten in der Beispielsituation basierend auf der regulären Verhaltensvorhersage entsprechend Kapitel 3.5

Um diese dynamischen Querdynamikverläufe zu berücksichtigen, könnte analog zum bisherigen Vorgehen jede Querbewegungsoption berechnet und anschließend anhand der modellierten Einflüsse bewertet werden. Dies würde jedoch zu einer signifikanten Erhöhung der Rechenzeit führen. Daher wird in diesem Kapitel das alternative Konzept der Querbewegungsübergänge vorgestellt. Durch die Querbewegungsübergänge wird entsprechend Abbildung 4.5 zusätzlich berücksichtigt, dass der Fahrer durch einen dynamischen Querdynamikverlauf im Laufe der Vorhersagezeit zwischen den Aufenthaltspunkten der verschiedenen Querbewegungen wechseln kann anstelle wie bisher eine Querbewegung bis zum Ende der Vorhersagezeit T zu nutzen. Damit kann für ein Fahrzeug ein jeglicher Querdynamikverlauf berücksichtigt werden, welcher sich durch eine Kombination von Gitterpunkten abbilden lässt. Die Querbewegungsübergänge werden dabei jedoch nicht explizit berechnet, sondern bei der Berechnung der Aufenthaltswahrscheinlichkeiten

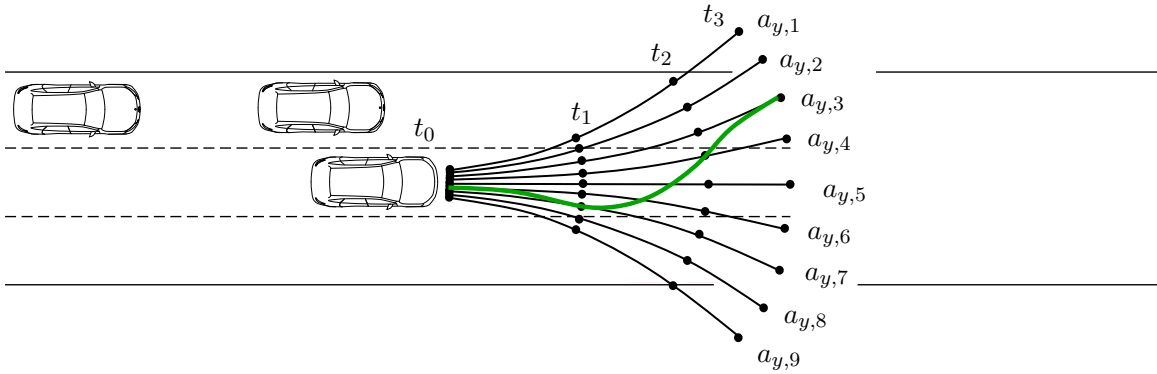


Abbildung 4.5.: Darstellung des Konzepts der Querbeschleunigungsübergänge, bei dem der Fahrer durch einen dynamischen Querdynamikverlauf (grüne Trajektorie) zwischen den Aufenthaltspunkten der verschiedenen Querbeschleunigungen wechseln kann

berücksichtigt. Die dazu notwendigen Anpassungen des Verfahrens werden im Folgenden erläutert und beschreiben ein erstes Konzept. Entsprechend existieren noch offene Fragestellungen, die am Ende des Kapitels erläutert werden.

Ein Querbeschleunigungsübergang $r \in \mathbb{N}$ entspricht dem Übergang von der ursprünglichen Querbeschleunigung $a_{y,n,i}$ zu der neuen Querbeschleunigung $a_{y,n,i+r}$ im darauf folgenden Zeitschritt. Bei der folgenden Berechnung ist jeder Querbeschleunigungsübergang mit einer Eintrittswahrscheinlichkeit $P(r)$ verknüpft. Diese Eintrittswahrscheinlichkeit berücksichtigt die Annahme, dass Fahrer versuchen, Querbeschleunigungsübergänge, die mit einer hohen Änderung der Querbeschleunigung (großes $|r|$) verknüpft sind, zu vermeiden. Daher ist $P(r)$ für $r = 0$ maximal und fällt mit betragsmäßig zunehmender Querbeschleunigungsänderung r ab. Zudem existiert ein fahrdynamisches Limit der Querbeschleunigungsänderung (r_{\max}), sodass gelten muss: $P(r) = 0 : r > r_{\max}$. Aufgrund des zunehmenden Abstands zwischen den Gitterpunkten bei zunehmender Prädiktionszeit wäre es zudem sinnvoll, $P(r)$ für jeden Zeitschritt t_k individuell zu definieren. Für die erste Umsetzung dieses Konzepts wird jedoch eine konstante Verteilung für $P(r)$ angenommen. Dabei wird $P(r)$ aus einer Normalverteilung mit einer Varianz von 10 und einem Mittelwert von 0 abgeleitet. Für die maximale mögliche Querbeschleunigungsänderung gilt $r_{\max} = 10$. Die bereits definierten Parameter des Verfahrens aus Kapitel 3.5 bleiben unverändert (Tabelle 5.1).

Das zukünftige Verhalten des Fahrers wird in Kapitel 3.5.5 durch die Akzeptanzverteilung $A(a_y)$ beschrieben und stellt die Grundlage für die Berechnung dar. Diese Akzeptanzverteilung bewertet dazu jede betrachtete Querdynamik mit einem definierten Akzeptanzwert. Die Bewertung einer jeden Querbewegungsoption anhand nur eines Akzeptanzwerts ist jedoch für die Berücksichtigung der Querbeschleunigungsübergänge nicht geeignet, da der zeitliche Zusammenhang nicht abgebildet wird. Zum Beispiel kann nicht unterschieden werden, ob eine niedrige Akzeptanz einer Querbeschleunigung aus einem Ereignis am Ende oder zu Beginn der Vorhersagezeit resultiert.

Daher wird die Akzeptanzmatrix eingeführt. Diese Akzeptanzmatrix $A(a_y, t_k)$ bewertet die einzelnen Querbewegungsoptionen $a_{y,i}$ nicht einmalig für alle Zeitschritte, sondern für jeden

Zeitschritt individuell. Die modellierten Einflüsse auf den Fahrer können daher grundsätzlich analog zum bisherigen Vorgehen berechnet werden. Anstatt jedoch abschließend die Akzeptanz einer Querschleunigung für alle Zeitschritte abzuleiten, wird für das Konzept der Querschleunigungsübergänge die Akzeptanz für jede Querschleunigung zu jedem Zeitschritt bestimmt.

Analog zum Vorgehen bei der Akzeptanzverteilung wird auch die Akzeptanzmatrix mittels Normierung in ein probabilistisches Maß überführt:

$$pdf_A(a_y, t) = \frac{A(a_y, t)}{\int_{a'_y} A(a'_y, t)}. \quad (4.3)$$

Die Wahrscheinlichkeit an einem Gitterpunkt ergibt sich dann durch das Integral der Dichtefunktion aller Querschleunigungen, die den entsprechenden Gitterpunkt überqueren:

$$P_{Akz,n,i,k} = \int_{\forall a'_y \in \mathcal{K}_{n,i,k}^G} pdf_A(a'_y, t_k) da'_y. \quad (4.4)$$

Die resultierende Wahrscheinlichkeit $P_{Akz,n,i,k}$ beschreibt die Aufenthaltswahrscheinlichkeit basierend auf die in der Akzeptanzmatrix abgebildeten Einflüsse auf den Fahrer. Allerdings sind die Wahrscheinlichkeiten $P_{Akz,n,i,k}$ eines definierten Zeitschritts unabhängig von den Aufenthaltswahrscheinlichkeiten der vorhergehenden und der nachfolgenden Zeitschritte. Damit vernachlässigt die Wahrscheinlichkeit $P_{Akz,n,i,k}$, dass beliebige Querschleunigungsänderungen nicht möglich sind, sondern dass aufgrund der Eintrittswahrscheinlichkeit $P(r)$ die Aufenthaltswahrscheinlichkeit eines Gitterpunkts zum Zeitschritt t_k von den Aufenthaltswahrscheinlichkeiten der Gitterpunkte des Zeitschritts t_{k-1} abhängen. Zudem wurde durch das Zusammenfassen aller Akzeptanzen entlang einer Querschleunigung in der bisher verwendeten Akzeptanzverteilung eine vorausschauende Fahrweise berücksichtigt. Durch die individuelle Bewertung eines jeden Zeitschritts in der Akzeptanzmatrix entfällt jedoch dieser Schritt, sodass bei der Berechnung der Aufenthaltswahrscheinlichkeiten zusätzlich die vorausschauende Fahrweise des Fahrers berücksichtigt werden muss.

Ausgehend von dieser Überlegung wird angenommen, dass sich die Aufenthaltswahrscheinlichkeit $p_{n,i,k}$ an einem Gitterpunkt aus den folgenden drei Wahrscheinlichkeiten ergibt:

- $P_{Akz,n,i,k}$ entspricht der Aufenthaltswahrscheinlichkeit an einem Gitterpunkt basierend auf den in der Akzeptanzmatrix abgebildeten Einflüssen auf den Fahrer.
- $P_{Ver,n,i,k}$ entspricht der Aufenthaltswahrscheinlichkeit an einem Gitterpunkt unter Berücksichtigung der Aufenthaltswahrscheinlichkeiten des letzten Zeitschritts t_{k-1} .
- $P_{Zu,n,i,k}$ entspricht der Aufenthaltswahrscheinlichkeit an einem Gitterpunkt unter Berücksichtigung einer vorausschauenden Fahrweise des Fahrers.

Unter der Annahme eines statistisch unabhängigen Zusammenhangs zwischen den drei Wahrscheinlichkeiten, ergibt sich die Aufenthaltswahrscheinlichkeit $p_{n,i,k}$ des Gitterpunkts $x_{n,i,k}^G, y_{n,i,k}^G$ als

$$p_{n,i,k} = P_{Akz,n,i,k} \cdot P_{Ver,n,i,k} \cdot P_{Zu,n,i,k}. \quad (4.5)$$

Die Wahrscheinlichkeit $P_{Ver,n,i,k}$ bestimmt die Wahrscheinlichkeit eines Gitterpunkts $x_{n,i,k}^G, y_{n,i,k}^G$ unter der Berücksichtigung der Aufenthaltswahrscheinlichkeiten der vorausgegangenen Schritte.

Dazu wird $P_{\text{Ver},n,i,k}$ als die Wahrscheinlichkeit definiert, die beschreibt, dass sich ein Fahrzeug - ausgehend von den Aufenthaltswahrscheinlichkeiten des letzten Zeitschritts - am Gitterpunkt $x_{n,i,k}^G, y_{n,i,k}^G$ befinden wird. Unter Berücksichtigung der Zustandsübergangswahrscheinlichkeiten $P(r)$ ergibt sich $P_{\text{Ver},n,i,k}$ daher als

$$P_{\text{Ver},n,i,k} = \sum_{\forall r} P(r) \cdot p_{n,i+r,k-1}. \quad (4.6)$$

Mittels der Wahrscheinlichkeit $P_{\text{Zu},n,i,k}$ soll die vorausschauende Fahrweise eines Fahrers abgebildet werden. Dabei wird angenommen, dass ein Gitterpunkt mit einer hohen Wahrscheinlichkeit $P_{\text{Zu},n,i,k}$ verknüpft ist, wenn die von dort aus erreichbaren Gitterpunkte ebenfalls eine hohe Wahrscheinlichkeit aufweisen. Sind hingegen die zu erreichenden Gitterpunkte mit einer niedrigen Wahrscheinlichkeit verknüpft - da sie zum Beispiel mit einer Kollision verbunden sind - so ist auch die Wahrscheinlichkeit $P_{\text{Zu},n,i,k}$ des ausgehenden Gitterpunkts klein. Entsprechend dieser Überlegung wird die Wahrscheinlichkeit $P_{\text{Zu},n,i,k}$ als die Summe der Wahrscheinlichkeiten der zu erreichenden Gitterpunkte definiert:

$$P_{\text{Zu},n,i,k} = \sum_{\forall r} (P(r) \cdot P_{\text{Zu},n,i+r,k+1} \cdot P_{\text{Akz},n,i+r,k+1}) \quad (4.7)$$

wobei sich die Wahrscheinlichkeit eines zu erreichenden Gitterpunkts aus den relevanten Einflüssen in der Akzeptanzmatrix $P_{\text{Akz},n,i+r,k+1}$ und den wiederum von dort aus zu erreichenden Punkten $P_{\text{Zu},n,i+r,k+1}$ zusammensetzt.

Durch Einsetzen der Gleichungen 4.6 und 4.7 in Gleichung 4.5 entsteht als Berechnungsvorschrift für die Aufenthaltswahrscheinlichkeit

$$p_{n,i,k} = P_{\text{Akz},n,i,k} \cdot \underbrace{\sum_{\forall r} (P(r) \cdot P_{\text{Zu},n,i+r,k+1} \cdot P_{\text{Akz},n,i+r,k+1})}_{=P_{\text{ZuAkz},n,i,k}} \cdot \sum_{\forall r} (P(r) \cdot p_{n,i+r,k-1}). \quad (4.8)$$

Um $p_{n,i,k}$ entsprechend dieser Gleichung zu berechnen, wird zuerst die als $P_{\text{ZuAkz},n,i,k}$ bezeichnete Wahrscheinlichkeit bestimmt. Da ein vorausschauendes Verhalten des Fahrers nicht länger als die Prädiktionszeit T berücksichtigt werden kann, gilt für den Zeitschritt K , dass $P_{\text{ZuAkz},n,i,K} = P_{\text{Akz},n,i,K}$. Ausgehend von dieser Annahme kann $P_{\text{ZuAkz},n,i,k}$ in abnehmender Reihenfolge von k bestimmt werden. In einem zweiten Schritt wird dann die gesuchte Aufenthaltswahrscheinlichkeit $p_{n,i,k}$ bestimmt. Da die Gitterpunkte des initialen Zeitschritts $k = 0$ der aktuellen Position entsprechen und daher immer überquert werden, gilt $p_{n,i,0} = 1$. Ausgehend von dieser initialen Verteilung können dann unter Verwendung der bereits berechneten Wahrscheinlichkeiten $P_{\text{ZuAkz},n,i,k}$ die Aufenthaltswahrscheinlichkeiten $p_{n,i,k}$ in aufsteigender Reihenfolge von k berechnet werden.

Die berechneten Aufenthaltswahrscheinlichkeiten unter Berücksichtigung der Querbeschleunigungsübergänge für die initial eingeführte Beispielsituation sind in Abbildung 4.6 **a** dargestellt. Dabei zeigt sich, dass mit dem prädizierten Verhalten den beiden Hindernissen erfolgreich ausgewichen wird. Das Beispiel motiviert exemplarisch, dass das erläuterte Konzept grundsätzlich in der Lage ist, dynamische Querdynamikverläufe bei der Verhaltensvorhersage zu berücksichtigen.

In Abbildung 4.6 **b** ist eine zweite Situation als unabhängiges Beispiel zur Diskussion der Konzeptlimitierung dargestellt. In dieser Situation verschließt eine Begrenzungslinie zunehmend den

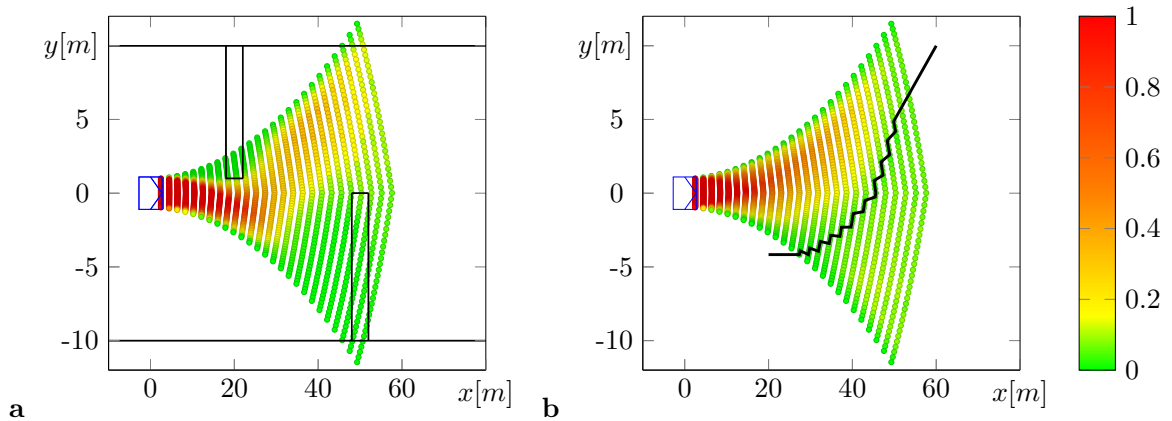


Abbildung 4.6.: Aufenthaltswahrscheinlichkeiten unter Berücksichtigung der Querschleunigungsübergänge für zwei Beispielsituationen: **a** die initiale Beispielsituation und **b** ein weiteres unabhängiges Beispiel zur Darstellung der Konzeptlimitierung

Fahrraum auf der rechten Seite, sodass zum Erreichen der dahinterliegenden Punkte diese Begrenzungslinie überquert werden muss. Obwohl diese Begrenzungslinie mit einer Akzeptanz von 0 in der Akzeptanzmatrix $A(a_y, t_k)$ abgebildet ist und damit nicht überquert werden kann, treten hinter der Begrenzungslinie Aufenthaltswahrscheinlichkeiten größer 0 auf. Zu dieser fehlerhaften Vorhersage kommt es, da durch die Querschleunigungsübergänge ein Wechsel von einem Gitterpunkt vor der Linie auf einen Gitterpunkt hinter der Linie möglich ist ohne dass die - als unüberquerbar bewertete - Linie dabei berücksichtigt wird. Im ersten Beispiel tritt dieser Effekt nicht zum Vorschein, da die Hindernisse nicht durch Linien, sondern durch Flächen abgebildet werden. Eine mögliche Lösung wäre, $P(r)$ individuell für jeden Gitterpunkt zu bestimmen und dabei das Überqueren von Hindernissen zu berücksichtigen. Von dieser und weiteren Verbesserungen wird aber in dieser Arbeit abgesehen.

Kapitel 5.

Validierung

Dieses Kapitel validiert das in dieser Arbeit entwickelte Verfahren. Dafür werden in Kapitel 5.1 zuerst die relevanten Kenngrößen zur Bewertung der berechneten Belegungsräume definiert. Anhand dieser Kenngrößen wird als Erstes eine Validierung der Beispielsituationen durchgeführt. Dabei wird unter anderem der Einfluss von Messunsicherheiten auf die Vorhersagegüte des Verfahrens untersucht. Sowohl das reguläre Verfahren als auch dessen Erweiterung zur Berücksichtigung von Messunsicherheiten aus Kapitel 4.1 werden hierbei betrachtet.

Da diese erste Validierung jedoch auf simulativen Daten mit einem fest vorgegebenen Verhalten der Verkehrsteilnehmer basiert, wird eine weitere Validierung mit realen Verkehrsdaten durchgeführt. Diese zweite Validierung basiert für die Objektklasse „Fahrzeug“ auf der Auswertung von Autobahn- und urbanen Verkehrssituationen aus dem CommonRoad-Datensatz [4]. Für die Validierungen der Objektklasse „Fußgänger“ wird eine ausgewählte Situation aus dem Stanford-Drone-Datensatz verwendet. Zudem wird für beide Objektklassen jeweils ein quantitativer Vergleich mit einem Verfahren aus der Kategorie der „overapproximated occupancy prediction“ durchgeführt.

Abschließend wird das Verfahren in einem Versuchsträger der Mercedes-Benz AG anhand einer prototypischen Umsetzung in der speziellen Situation „Einschererkennung“ vergleichend bewertet. Die Berechnungen der Aufenthaltswahrscheinlichkeiten erfolgt dementsprechend auf einer embedded Hardware im Fahrzeug und nicht wie bei den ersten beiden Validierungen in einer nachgelagerten Simulation. Mithilfe der aufgezeichneten Aufenthaltswahrscheinlichkeiten werden zur Bewertung der Erkennungsqualität die quantitativen Kenngrößen bestimmt und mit Verfahren aus der Literatur verglichen.

Für die folgende Validierung werden die in \mathcal{P} definierten Parameter des Verfahrens entsprechend der Tabelle 5.1 verwendet. Lediglich im Versuchsträger wird aufgrund der limitierten Rechenzeit eine andere Konfiguration verwendet, welche in dem entsprechenden Kapitel gesondert aufgeführt ist.

5.1. Validierungsmethodik

Das Ziel des Verfahrens ist die Berechnung der Belegungsräume aller erkannten Verkehrsteilnehmer. Diese Belegungsräume müssen einerseits so klein wie möglich sein und gleichzeitig mit hoher Sicherheit die reale Bewegung des Verkehrsteilnehmers beinhalten. Um die Größe der Belegungsräume zu quantifizieren, ergibt sich als erste Kenngröße des Verfahrens die Belegungsraumfläche. Dem gegenüber stehen als zweite Kenngröße die Anzahl bzw. die relative Häufigkeit

Type $\mathcal{T}_n^{\text{Dyn}}$	Parameter	Formelzeichen	Wert
Fahrzeug	Zeitauflösung	Δt	0.1s
	Prädiktionszeit	T	2.5s
	Auflösung Querbesehleunigung	Δa_y	$0.1 \frac{m}{s^2}$
	Maximale betrachtete Querbesehleunigung	$a_{y,\text{NQB}}$	$3 \frac{m}{s^2}$
	Maximale betrachtete Längsbesehleunigung	$\hat{a}_{x,\text{NLB}}$	$2 \frac{m}{s^2}$
	Minimale betrachtete Längsbesehleunigung	$\check{a}_{x,\text{NLB}}$	$-2 \frac{m}{s^2}$
	Belegungskarten Auflösung x-Richtung	Δx	0.25m
	Belegungskarten Auflösung y-Richtung	Δy	0.25m
	Maximal tolerierte Kollisionswahrscheinlichkeit	$P_{\text{KolliGrenz}}$	0.1
	Schwellwert für Quantile (Messunsicherheiten)	$P_{\text{Unsicherheit}}$	0.99
Fußgänger	Zeitauflösung	Δt	0.1s
	Prädiktionszeit	T	2.5s
	Auflösung der Richtungsänderung	$\delta\psi$	0.1rad
	Maximale betrachtete Richtungsänderung	ψ_{NR}	$\frac{\pi}{2} \text{rad}$
	Maximale Geschwindigkeitsänderung	Δv_{max}	$2.1 \frac{m}{s^2}$
	Maximale absolute Geschwindigkeit	v_{max}	$2.5 \frac{m}{s^2}$
	Belegungskarten Auflösung x-Richtung	Δx	0.05m
	Belegungskarten Auflösung y-Richtung	Δy	0.05m
	Maximale, tolerierte Kollisionswahrscheinlichkeit	$P_{\text{KolliGrenz}}$	0.005

Tabelle 5.1.: Festlegung der Parameter \mathcal{P} für Fahrzeuge und Fußgänger für die folgende Validierung (Überquerbarkeit statischer Objekte entsprechend Tabelle 3.3)

der Belegungsraumverletzungen, die angibt, wie häufig Verkehrsteilnehmer ihren vorhergesagten Belegungsraum teilweise oder ganz verlassen. Die Berechnung dieser beiden Kenngrößen wird in den folgenden beiden Kapiteln erläutert.

Wie bei der Berechnung der Aufenthaltspunkte in Kapitel 3.5 beschrieben, verfügt der berechnete Belegungsraum auf Basis des regulären Verfahrens über keinerlei Pufferzone, um kleinste numerische oder algorithmische Abweichungen auszugleichen. Aus diesem Grund werden die zu validierenden Belegungsräume des regulären Verfahrens auf der Basis von 10% größeren Fahrzeugabmaßen berechnet.

5.1.1. Belegungsraumgröße

Die Belegungsräume werden anhand einer Liste von Polygonzügen $\theta_{n,k}$ beschrieben. Entsprechend ergibt sich die Größe des Belegungsraums eines Zeitschritts als Flächeninhalt aller Polygonzüge ρ in $\theta_{n,k}$:

$$\mathcal{F}(\theta_{n,k}) = \sum_{\forall \rho \in \theta_{n,k}} F(\rho). \quad (5.1)$$

Die Fläche $F(\rho)$ eines einzelnen Polygonzugs $\rho = \begin{bmatrix} x_{n,k,1} & \dots & x_{n,k,r} & \dots & x_{n,k,R} \\ y_{n,k,1} & \dots & y_{n,k,r} & \dots & y_{n,k,R} \end{bmatrix}$ wird anhand der Gaußschen Trapezformel [17] berechnet:

$$F(\rho) = \sum_{\forall \rho \in \theta_{n,k}} \frac{1}{2} \cdot \left| \sum_{r=1}^R ((y_{n,k,r} + y_{n,k,r'}) \cdot (x_{n,k,r} - x_{n,k,r'})) \right| \quad \text{mit } r' = (r+1) \% R. \quad (5.2)$$

Als Voraussetzung für diese Berechnung muss lediglich sichergestellt werden, dass der Polygonzug keinen Schnittpunkt mit sich selbst hat.

5.1.2. Belegungsraumverletzung

Die Bestimmung der Belegungsraumverletzung ist in Abbildung 5.1 skizziert. Um zu bewerten, ob eine Belegungsraumverletzung vorliegt, wird ausgehend vom zu bewertenden Zeitschritt das tatsächliche zukünftige Verhalten der Verkehrsteilnehmer benötigt. Dieses zukünftige Verhalten wird anhand der Ground-Trooth Zustandsvektoren (GT) beschrieben.

Damit ein Belegungsraum als valide gilt und somit keine Belegungsraumverletzung vorliegt, muss sich das Fahrzeugs entlang des tatsächlichen zukünftigen Bewegungspfad vollständig innerhalb des zeitlich zugehörigen Belegungsraums befinden. Eine Belegungsraumverletzung wird also dadurch festgestellt, dass mindestens eine der vier Fahrzeugeckkoordinaten während des Vorausschauzeitraums außerhalb des projizierten Belegungsraumes liegt. Exemplarisch ist dies in Abbildung 5.1 zu sehen, in der die zwei angenommenen Belegungsraumflächen - mit rot bzw. gelb gekennzeichnet - eine Belegungsraumverletzung zeigen. Lediglich der grüne Belegungsraum beinhaltet das Fahrzeug vollständig und ist somit valide bzw. wird nicht verletzt.

Zur Umsetzung dieser Betrachtungsweise für die Objektklasse „Fahrzeug“ werden zuerst die realen Fahrzeugeckkoordinaten für alle zukünftigen Zeitpunkte t_k bestimmt:

$$\begin{aligned} P_{GT,n,k}^{vl} &= \begin{bmatrix} x_{GT,n,k}^{vl} \\ y_{GT,n,k}^{vl} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\psi_{GT,n,k}) \cdot \frac{l_{GT,n,k}}{2} + x_{GT,n,k} \\ \sin(\psi_{GT,n,k}) \cdot \frac{b_{GT,n,k}}{2} + y_{GT,n,k} \end{bmatrix}, \\ P_{GT,n,k}^{vr} &= \begin{bmatrix} x_{GT,n,k}^{vr} \\ y_{GT,n,k}^{vr} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\psi_{GT,n,k}) \cdot \frac{l_{GT,n,k}}{2} + x_{GT,n,k} \\ -\sin(\psi_{GT,n,k}) \cdot \frac{b_{GT,n,k}}{2} + y_{GT,n,k} \end{bmatrix}, \\ P_{GT,n,k}^{hl} &= \begin{bmatrix} x_{GT,n,k}^{hl} \\ y_{GT,n,k}^{hl} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\psi_{GT,n,k}) \cdot \frac{-l_{GT,n,k}}{2} + x_{GT,n,k} \\ \sin(\psi_{GT,n,k}) \cdot \frac{b_{GT,n,k}}{2} + y_{GT,n,k} \end{bmatrix}, \\ P_{GT,n,k}^{hr} &= \begin{bmatrix} x_{GT,n,k}^{hr} \\ y_{GT,n,k}^{hr} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\psi_{GT,n,k}) \cdot \frac{-l_{GT,n,k}}{2} + x_{GT,n,k} \\ -\sin(\psi_{GT,n,k}) \cdot \frac{b_{GT,n,k}}{2} + y_{GT,n,k} \end{bmatrix}. \end{aligned} \quad (5.3)$$

Für die anschließende Prüfung des Belegungsraums werden die Fahrzeugeckkoordinaten eines jeden Zeitschritts in der Menge $\mathcal{P}_{n,k}$ zusammengefasst:

$$\mathcal{P}_{n,k} = \{P_{GT,n,k}^{vl}, P_{GT,n,k}^{vr}, P_{GT,n,k}^{hl}, P_{GT,n,k}^{hr}\}. \quad (5.4)$$

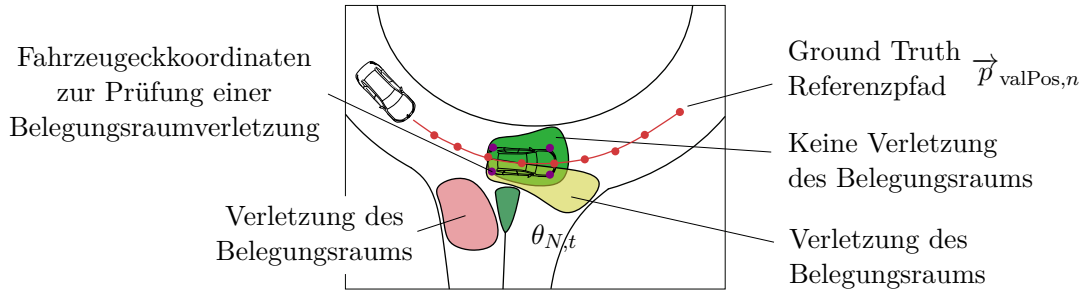


Abbildung 5.1.: Darstellung dreier verschiedener Belegungsräume eines Zeitschritts zur Visualisierung zweier Verletzungen des Belegungsraums (gelb und rot) und eines korrekten Belegungsraums (grün)

Da nun \mathcal{P} alle für die Prüfung des Belegungsraums relevanten Punkte enthält, gilt der Belegungsraum als verletzt, sobald ein Punkt aus \mathcal{P} außerhalb des Belegungsraums liegt. Für die Prüfung, ob ein einzelner Punkt innerhalb des Belegungsraums liegt, wird der Punkt-in-Polygonzug-Test nach Jordan [48] verwendet:

$$I = \text{punktInPoly}(P, Z) \quad (5.5)$$

wobei $P = [x, y]^T$ die Koordinaten eines zu prüfenden Punkts definiert und $Z = [x_1, \dots, x_n; y_1, \dots, y_n]^T$ den Polygonzug. Das Ergebnis des Punkt-in-Polygonzug-Tests ist 1, wenn der Punkt (x, y) innerhalb von Z liegt. Liegt der Punkt außerhalb des Polygonzugs Z , gilt $I = 0$.

Ausgehend von dem Punkt-in-Polygonzug-Test kann eine Verletzung des Belegungsraums $\mathcal{V}_{n,k}$ detektiert werden, indem die Summe von *punktInPoly* über alle Punkte in $\mathcal{P}_{n,k}$ mit der Mächtigkeit der Menge $\mathcal{P}_{n,k}$ verglichen wird. Existiert ein Polygonzug ρ in θ_{n,t_k} , bei dem die Mächtigkeit der Menge $\mathcal{P}_{n,k}$ gleich der Summe von *punktInPoly* ist, bedeutet dies, dass alle Punkte innerhalb des Belegungsraums liegen ($\mathcal{V}_{n,k} = 0$). Ist das Ergebnis der Summenberechnung jedoch kleiner als die Mächtigkeit von $\mathcal{P}_{n,k}$, folgt daraus, dass das Ergebnis von *punktInPoly* für mindestens einen Punkt gleich 0 ist. Entsprechend wird der Belegungsraum von mindestens einem Punkt verletzt und es gilt $\mathcal{V}_{n,k} = 1$. Somit ergibt sich die Verletzung des Belegungsraums $\mathcal{V}_{n,k}$ als

$$\mathcal{V}_{n,k} = \begin{cases} 0 & \text{wenn } \exists \rho \in \theta_{n,t_k} : \sum_{P' \in \mathcal{P}_{n,k}} \text{punktInPoly}(P', \rho) = |\mathcal{P}_{n,k}|, \\ 1 & \text{sonst.} \end{cases} \quad (5.6)$$

Die Validierung der vorhergesagten Belegungsräume für Fußgänger wird analog zum Fahrzeug durchgeführt. Aufgrund der kreisförmigen Grundfläche eines Fußgängers stehen jedoch keine Eckpunkte als Prüfgrundlage zur Verfügung. Daher wird die Kreisform des Fußgängers anhand von 16 homogen verteilten Punkten approximiert. Diese Punkte bilden entsprechend die Menge $\mathcal{P}_{n,k}$, sodass die weitere Prüfung analog entsprechend Gleichung 5.6 durchgeführt werden kann.

5.2. Validierung der Beispielsituationen

Die Validierung der Beispielsituationen soll einerseits die Leistungsfähigkeit des Verfahrens in den unterschiedlichen Situationen darstellen und andererseits den Einfluss von Messfehlern

auf die reguläre Verhaltensvorhersage im Vergleich zur Vorhersage unter Berücksichtigung der Messunsicherheiten aufzeigen. Daher werden für die Beispielsituationen 1 und 2 jeweils die folgenden drei Fälle simuliert und evaluiert:

Prädiktion ohne Unsicherheiten, Zustandsvektoren ohne Unsicherheiten

Bei dieser Validierung greift die Prädiktion auf fehlerfreie Zustandsvektoren zurück. Dadurch besteht eine ideale Grundlage zur Vorhersage des Verhaltens. Entsprechend wird untersucht, ob diese ideale Grundlage auch zu den besten Prädiktionsergebnissen führt. Da sich zudem die Beispielsituationen stark hinsichtlich Dynamik und Situationstopologie unterscheiden, zeigt diese Validierung exemplarisch die Anwendbarkeit des Verfahrens auf unterschiedlichste Situationen.

Prädiktion ohne Unsicherheiten, Zustandsvektoren mit Unsicherheiten

Bei dieser Validierung basiert die Prädiktion auf einem fehlerhaften initialen Zustandsvektor der dynamischen Objekte. Damit zeigt diese Validierung die Konsequenzen eines unsicheren Zustandsvektors in Bezug auf die Prädiktionsergebnisse. Zudem entsteht ein Vergleichsergebnis für die Bewertung der Erweiterung des Verfahrens hinsichtlich Messunsicherheiten.

Prädiktion mit Berücksichtigung von Unsicherheiten, Zustandsvektoren mit Unsicherheiten

Diese Validierung soll zeigen, dass bei einem unsicheren Zustandsvektor durch die Erweiterung des Verfahrens hinsichtlich Messunsicherheiten bei realen Szenarien eine Reduzierung der Belegungsraumverletzungen im Vergleich zur regulären Prädiktion erreicht wird. Zudem kann durch den Vergleich der Belegungsraumfläche aufgezeigt werden, in welchem Ausmaß sich Messunsicherheiten durch ihre Berücksichtigung auf die Belegungsraumgröße auswirken.

Die Validierung der Belegungsräume der Fußgänger in Beispielsituation 3 soll zeigen, dass das Verfahren bei entsprechender Anpassung auf andere Objektklassen übertragbar ist. Entsprechend wird auf eine Validierung mit Messunsicherheiten verzichtet und es wird lediglich eine Validierung der Prädiktion ausgehend von einem Zustandsvektor ohne Unsicherheiten durchgeführt.

5.2.1. Erzeugen von Messunsicherheiten

Um Validierungen unter dem Einfluss von Messunsicherheiten durchführen zu können, müssen die fehlerfreien Zustandsvektoren aus der Simulation synthetisch mit Messfehlern versehen werden. Dafür wird jeder fehlerfreie Zustandsvektor $\overrightarrow{z_{n,GT}^{Dyn}}$ mit einem Fehlervektor $\overrightarrow{e_n^{Dyn}}$ addiert:

$$\overrightarrow{z_n^{Dyn}} = \overrightarrow{z_{n,GT}^{Dyn}} + \overrightarrow{e_n^{Dyn}}. \quad (5.7)$$

Jeder Eintrag im Fehlervektor $\overrightarrow{e_n^{Dyn}}$ wird zufällig - basierend auf einer zugehörigen Verteilungsfunktion - bestimmt. Die dafür verwendeten Unsicherheitsverteilungen sind in Tabelle 5.2 beschrieben. Die angegebenen Varianzen der verschiedenen Zustandsgrößen leiten sich aus einem Versuchsträger der Mercedes-Benz AG ab. Aufgrund der Geheimhaltung sind die Werte jedoch für diese Arbeit verändert worden.

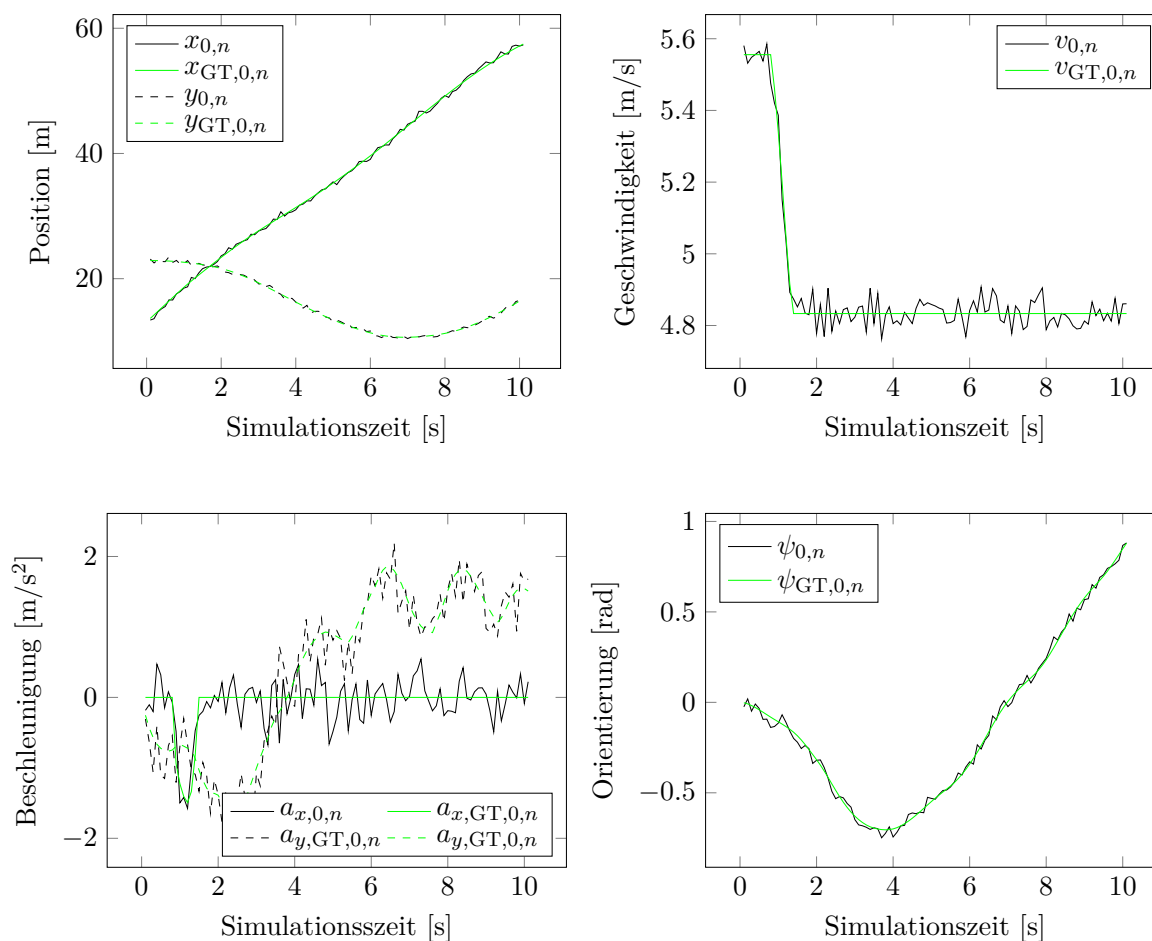


Abbildung 5.2.: Vergleich zwischen korrekten Zustandsgrößen und Zustandsgrößen mit Messunsicherheiten anhand des Fahrzeugs 1 in Beispielsituation 1 „Kreisverkehr“

Zustandsgröße	Verteilung	Mittelwert	Varianz
x-Position $x_{0,n}$	Normalverteilung	0	0.124407
y-Position $y_{0,n}$	Normalverteilung	0	0.0751583
Geschwindigkeit $v_{0,n}$	Normalverteilung	0	0.00156379
Längsbeschleunigung $a_{x0,n}$	Normalverteilung	0	0.0720422
Querbearleunigung $a_{y0,n}$	Normalverteilung	0	0.0828857
Gierwinkel (Orientierung) $\psi_{0,n}$	Normalverteilung	0	0.000591177
Fahrzeuylänge l_n	keine	0	0
Fahrzeuylbreite b_n	keine	0	0

Tabelle 5.2.: Beschreibung der verwendeten Unsicherheiten des Zustandsvektors

Ein Vergleich zwischen dem fehlerfreien Zustandsvektor und dem Zustandsvektor mit Messunsicherheiten ist in Abbildung 5.2 dargestellt. Dabei ist zu erkennen, dass die Messunsicherheiten

einen signifikanten Einfluss auf die Zustände des Fahrzeugs haben. Eine weitere Verbesserung des Zustandsvektors durch geeignete Filter (z.B. Kalman Filter [50]) scheint plausibel. Da jedoch die Vorhersagegüte des Verfahrens unter den Einflüssen signifikanter Messunsicherheiten von Interesse ist, wird auf jegliche Filterung der Daten in dieser Validierung verzichtet.

5.2.2. Validierungsergebnisse der Belegungsräume von Fahrzeugen

In den Tabellen 5.3 und 5.4 sind die Validierungsergebnisse für die Beispielsituationen 1 und 2 dargestellt. Jede Validierung ist mit einer Nummer ($V_1 - V_6$) gekennzeichnet. So gehören beispielsweise die Validierungen V_1 bis V_3 zur Beispielsituation 1 „Kreisverkehr“ und beschreiben jeweils eine der drei spezifizierten Validierungen pro Beispielsituation. Innerhalb aller Validierungen listet eine Zeile die Anzahl der Verletzungen des Belegungsraums in Abhängigkeit des Schwellwerts P_{Grenz} auf. Die Spalten sind jeweils einem definierten Vorhersagezeitpunkt t_k zugeordnet. Die Anzahl der Belegungsraumverletzungen wird absolut angegeben, da eine relative Betrachtung aufgrund der geringen Anzahl an Vorhersagen nur bedingt aussagekräftig ist.

Nr.	P_{Grenz}	t_k													
		0.1	0.3	0.5	0.7	0.9	1.1	1.3	1.5	1.7	1.9	2.1	2.3	2.5	
V_1	Prädiktion ohne Unsicherheiten, Daten ohne Unsicherheiten	0.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	0.09	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	0.08	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	0.075	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	0.05	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	0.025	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	0.01	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	0.0025	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	V_2	Prädiktion ohne Unsicherheiten, Messungen mit Unsicherheiten	0.1	24	27	15	6	5	2	1	1	1	1	0	0
0.09		24	27	13	6	5	2	1	1	1	0	0	0	0	0
0.08		24	27	12	5	4	2	1	0	0	0	0	0	0	0
0.075		24	27	11	5	4	1	0	0	0	0	0	0	0	0
0.05		24	26	10	4	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0
0.025		24	26	9	2	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0.01		24	25	6	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0.0025		24	25	3	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0		24	22	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
V_3		Prädiktion mit Unsicherheiten, Messungen mit Unsicherheiten	0.1	0	2	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0
	0.09	0	2	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2
	0.08	0	2	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
	0.075	0	2	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
	0.05	0	2	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	0.025	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	0.01	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	0.0025	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Tabelle 5.3.: Anzahl an Verletzungen des Belegungsraums für verschiedene Schwellwerte P_{Grenz} zu verschiedenen Vorhersagezeitpunkten t_k in der Beispielsituation „Kreisverkehr“

Nr.	P_{Grenz}	t_k													
		0.1	0.3	0.5	0.7	0.9	1.1	1.3	1.5	1.7	1.9	2.1	2.3	2.5	
V_4	Prädiktion ohne Unsicherheiten, Messungen	0.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	ohne Unsicherheiten	0.09	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
		0.08	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
		0.075	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
		0.05	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
		0.025	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
		0.01	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
		0.0025	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
		0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
V_5	Prädiktion ohne Unsicherheiten, Messungen	0.1	36	30	22	12	7	5	2	3	2	1	0	0	1
	mit Unsicherheiten	0.09	36	29	21	11	7	4	2	1	0	0	0	0	0
		0.08	36	29	21	10	4	3	2	1	0	0	0	0	0
		0.075	36	29	19	9	4	3	2	1	0	0	0	0	0
		0.05	36	26	15	8	3	2	1	0	0	0	0	0	0
		0.025	36	26	11	4	2	1	0	0	0	0	0	0	0
		0.01	36	23	8	3	2	0	0	0	0	0	0	0	0
		0.0025	36	20	6	2	2	0	0	0	0	0	0	0	0
		0	36	20	6	2	1	0	0	0	0	0	0	0	0
V_6	Prädiktion mit Unsicherheiten, Messungen	0.1	1	1	1	0	0	0	0	0	1	0	1	0	2
	mit Unsicherheiten	0.09	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
		0.08	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
		0.075	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
		0.05	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
		0.025	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
		0.01	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
		0.0025	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
		0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Tabelle 5.4.: Anzahl an Verletzungen des Belegungsraums für verschiedene Schwellwerte P_{Grenz} zu verschiedenen Prädiktionszeitpunkten t_k in der Beispielsituation „Autobahn“

Die Validierungen V_1 und V_4 beruhen auf einer Vorhersage mit fehlerfreien Zustandsvektoren. Da keine einzige Verletzung des Belegungsraums auftritt, ist das Verfahren in der Lage, das Verhalten in beiden Beispielsituationen korrekt vorherzusagen. Dieses Ergebnis zeigt somit, dass trotz gleicher Parametrierung des Verfahrens zwei vollkommen unterschiedliche Situationen korrekt prognostiziert werden können. Dies untermauert die Gültigkeit der Zielsetzung insofern, dass keine vorherige Betrachtung dieser Situationen notwendig ist, um eine korrekte Vorhersage zu erhalten.

Die Validierungen V_2 und V_5 zeigen, dass tatsächliche Messunsicherheiten ohne die entsprechende verfahrenstechnische Berücksichtigung - wie sie in Kapitel 4.1. entwickelt wurde - zu einer häufigen Verletzung des Belegungsraumes führen. Dabei treten die Verletzungen der Belegungsräume beson-

ders zu Beginn der Vorhersagezeit auf, da dort fehlerhafte Zustandsvektoren den stärksten Einfluss haben. Mit zunehmender Prädiktionszeit hingegen verteilen sich die möglichen Aufenthaltsorte zunehmend. Dadurch wird das prädizierte Verhalten vornehmlich von dynamischen und statischen Objekten beeinflusst, sodass sich die Anzahl der Belegungsraumverletzungen gegen Ende der Prädiktionszeit reduziert.

Durch die Berücksichtigung der Messunsicherheiten in den Validierungen V_3 und V_6 , können die Verletzungen des Belegungsraums im Vergleich zu V_2 und V_5 wieder deutlich reduziert werden. Das initiale Niveau von V_1 und V_4 wird jedoch nicht ganz erreicht. Trotzdem zeigen die Ergebnisse, dass die Auswirkungen der Messunsicherheiten auf die Verletzungshäufigkeit der Belegungsräume durch die Erweiterung des Verfahrens mit Algorithmen zur Berücksichtigung von Messunsicherheiten nahezu vollständig kompensiert werden können.

Abschließend werden die verschiedenen Validierungen hinsichtlich der Belegungsraumflächen diskutiert. Dazu werden für eine definierte Situation die Verhältnisse der Belegungsraumgrößen aller Validierungen miteinander verglichen. Da sich diese Ergebnisse zwischen der Kreisverkehr- und der Autobahnsituation nicht nennenswert unterscheiden, werden in Abbildung 5.3 lediglich die Ergebnisse der Beispielsituation „Autobahn“ dargestellt. Für die Auswirkung der verschiedenen Schwellwerte P_{Grenz} auf die Belegungsraumfläche werden $P_{\text{Grenz}} = 0.025$ und $P_{\text{Grenz}} = 0.1$ exemplarisch diskutiert.

Die Validierungen V_4 und V_5 (analog auch V_1 und V_2) unterscheiden sich nur in den Unsicherheiten im verwendeten Zustandsvektor. Da die Unsicherheiten der Zustandsgrößen - solange diese nicht explizit berücksichtigt werden - keine Auswirkung auf die Signifikanz der „Überapproximation des Verhaltens“ haben und auch die Verteilung der möglichen Aufenthaltspunkte unberührt bleibt, ist die Größe des Belegungsraums basierend auf einem Schwellwert nahezu identisch. Die Berücksichtigung von Messunsicherheiten führt hingegen in der Validierung V_6 (analog V_3) zu einer Erhöhung der Belegungsraumfläche. Je nach betrachtetem Schwellwert P_{Grenz} belegt der Belegungsraum durch die Berücksichtigung der Messunsicherheiten zwischen 20 und 70 % mehr Fläche. Inwieweit sich die Belegungsraumfläche erhöht, hängt somit vom Schwellwert P_{Grenz} und von der Ausprägung der Unsicherheiten ab. Da der Schwellwert P_{Grenz} den Grad der „Überapproximation des Verhaltens“ steuert, hat dieser ebenfalls einen signifikanten Einfluss auf die Belegungsraumgröße. So ist beispielsweise am Ende der Vorhersagezeit der Belegungsraum bei einem Schwellwert von $P_{\text{Grenz}} = 0.025$ um den Faktor 1.9 größer als bei einem Schwellwert von $P_{\text{Grenz}} = 0.1$.

Die Ergebnisse der Validierung der Belegungsräume von Fußgängern - basierend auf der Beispielsituation 3 - sind in Tabelle 5.5 dargestellt. Da aufgrund der größeren Bewegungsfreiheit von Fußgängern die Aufenthaltsorte stärker verteilt und daher tendenziell mit kleineren Aufenthaltswahrscheinlichkeiten verknüpft sind, werden höhere Schwellwerte $P_{\text{Grenz}} = 0.1$ bis $P_{\text{Grenz}} = 0.075$ nicht berücksichtigt. Für die evaluierten Schwellwerte zeigen die Ergebnisse, dass die Belegungsräume nicht verletzt werden, woraus folgt, dass das Verfahren erfolgreich auf die Objektklasse „Fußgänger“ übertragen werden kann.

Zusammenfassend zeigt diese Validierung der Beispielsituationen, dass die Vorhersage auf unterschiedliche Verkehrssituationen angewendet werden kann. Mithilfe der entsprechenden Modellierung ist zudem auch die Vorhersage weiterer Objektklassen möglich. Treten Messunsicherheiten auf, führen diese bei der regulären Prädiktion insbesondere zu Beginn der Vorhersagezeit zu

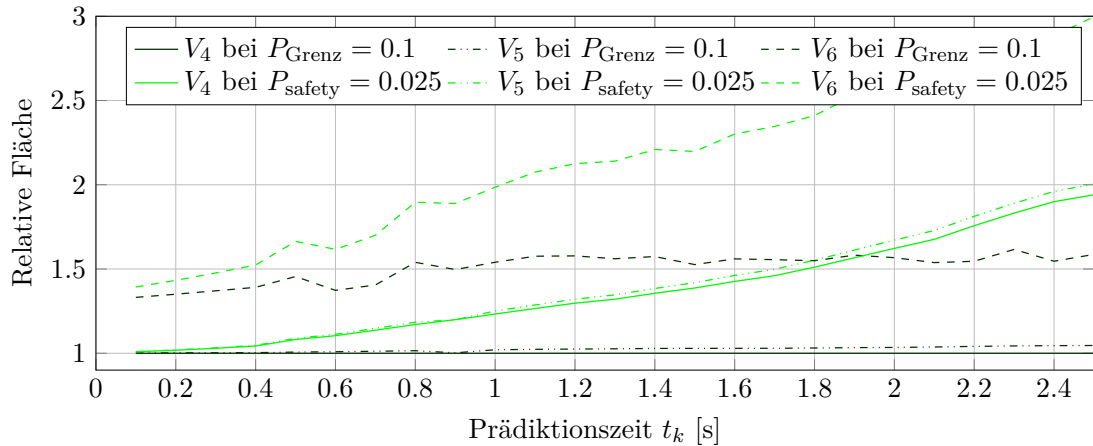


Abbildung 5.3.: Relative Fläche des Belegungsraums für die Validierungen der Autobahnsituation V_4 bis V_6 mit jeweils den Schwellwerten $P_{Grenz} = 0.025$ und $P_{Grenz} = 0.1$. Die kleinste Fläche der Validierung V_1 bei $P_{Grenz} = 0.1$ wird als Normierungsgröße herangezogen, sodass die relative Flächenvergrößerung abgelesen werden kann

einer erhöhten Häufigkeit der Belegungsraumverletzungen. Mit der in Kapitel 4.1 vorgestellten Erweiterung können jedoch die Verletzungen des Belegungsraums nahezu vollständig kompensiert werden. Die Beherrschung der Messunsicherheiten geht jedoch auf Kosten der Belegungsraumgröße, welche sich in den Beispielsituationen um bis zu 75% erhöht. Da die Erhöhung der Belegungsraumflächen abhängig von der Ausprägung der Unsicherheiten ist, kann diese jedoch durch eine performante Umfelderkennung mit kleineren Unsicherheiten reduziert werden. Zudem ist die Belegungsraumfläche signifikant vom Schwellwert P_{Grenz} abhängig, entsprechend sollte die verwendete „Überapproximation des Verhaltens“ unter Berücksichtigung der damit verbundenen Belegungsraumverletzungen so gering wie möglich gewählt werden.

Nr.	P_{Grenz}	t_k													
		0.1	0.3	0.5	0.7	0.9	1.1	1.3	1.5	1.7	1.9	2.1	2.3	2.5	
V_7	Prädiktion ohne Unsicherheiten, Messungen ohne Unsicherheiten	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	0.05	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	0.025	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	0.01	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	0.0025	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	

Tabelle 5.5.: Anzahl Verletzungen des Belegungsraums für verschiedene Schwellwerte P_{Grenz} zu verschiedenen Vorhersagezeitpunkten t_k in der Beispielsituation für Fußgänger

5.3. Validierung anhand realer Bewegungsdaten

Nachdem die Validierung anhand exemplarischer Beispielsituationen im vorausgegangenen Abschnitt bereits einen Eindruck über die Leistungsfähigkeit des Verfahrens vermittelt hat, wird in diesem Abschnitt eine Validierung auf Basis von realen Verkehrsdaten durchgeführt. Dadurch wird überprüft, wie häufig die vorhergesagten Belegungsräume von realen Verkehrsteilnehmern verletzt werden. Zudem wird die Belegungsraumfläche mit Verfahren der „overapproximated occupancy prediction“ verglichen, womit der Kompromiss zwischen Sicherheit und Größe der Belegungsräume im Vergleich zu anderen Verfahren bewertet werden kann.

5.3.1. Validierung der vorhergesagten Belegungsräume von Fahrzeugen

Als Datenbasis zur Validierung der vorhergesagten Belegungsräume von Fahrzeugen wird der Common Road Benchmark (CRB) Datensatz [4] verwendet. Dieser Datensatz wurde initial zur Validierung von Planungsalgorithmen veröffentlicht, enthält allerdings ebenfalls die Szenarien aus dem „Next Generation Simulation“ (NGSIM) Datensatz [112]. Der NGSIM-Datensatz basiert auf Bildern von Verkehrsüberwachungskameras in den USA und beschreibt die Bewegungen von Fahrzeugen und LKWs an verschiedenen Standorten. Aufgrund der hohen Verkehrsdichte und der Abbildung von Autobahnverkehr und urbanem Verkehr ist der NGSIM-Datensatz ideal geeignet, um das Verfahren dieser Arbeit zu validieren. Da der CRB-Datensatz auch die statischen Objekte wie Spurmarkierungen verwendet und zudem mit dem Vergleichsverfahren kompatibel ist, werden die im CRB-Datensatz abgelegten Situationen des NGSIM-Datensatzes zur Validierung verwendet.

Die folgende Validierung wird in zwei separate Szenariencluster aufgeteilt. Einerseits werden die Autobahnsituationen des NGSIM-Datensatzes auf dem Highway US101 (CRB-Datensatz [4], Release R2018b, Situationen US101) validiert und andererseits die urbanen Situationen auf der Peachtree Street Atlanta, Georgia (CRB-Datensatz [4], Release R2018b, Situationen Peach) betrachtet. Diese Unterscheidung wird eingeführt, da aufgrund der höheren Dynamik und den komplexeren Verkehrssituationen im urbanen Umfeld mit unterschiedlichen Ergebnissen im Vergleich zur Validierung des Highways US101 gerechnet wird. Durch diese Aufteilung können somit Unterschiede in den Ergebnissen dargestellt und diskutiert werden. Abbildung 5.4 zeigt exemplarisch für beide Szenariencluster eine Beispielsituation inklusive der berechneten Aufenthaltswahrscheinlichkeit der Gitterpunkte.

Vorverarbeitung

Für die Verhaltensvorhersage der Objekte aus dem CRB-Datensatz müssen die Szenarien vorverarbeitet werden. Einerseits ist im CRB-Datensatz keine Querbewegung für dynamische Objekte enthalten und andererseits ist die Beschreibung der statischen Objekte in Form der Lanelets für das Prädiktionsverfahren dieser Arbeit nicht geeignet. Zudem wird individuell für jedes Fahrzeug geprüft, ob alle relevanten Bedingungen für eine Validierung der berechneten Belegungsräume erfüllt sind.

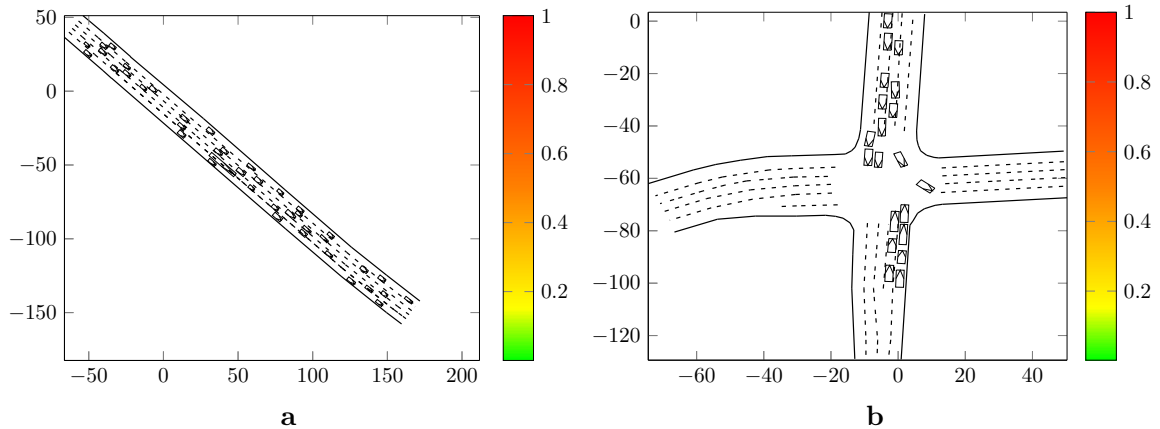


Abbildung 5.4.: Beispielsituationen aus den Szenariencluster Autobahn **a** und Urban **b** zur Validierung des Verfahrens inklusive der berechneten Aufenthaltswahrscheinlichkeiten der abgebildeten Fahrzeuge

Querbeschleunigung: Um die Querbeschleunigung zu approximieren, wird für jeden diskreten Zeitschritt im CRB-Datensatz eine konstante Kreisfahrt angenommen. Dadurch gilt für die Querbeschleunigung:

$$a_y = v \cdot \dot{\psi}. \quad (5.8)$$

Die Geschwindigkeit kann direkt aus dem Datensatz entnommen werden. Die Gierrate $\dot{\psi}$ hingegen ist nicht enthalten und muss auf Basis des Gierwinkelsignals berechnet werden. Dafür wird das Gierwinkelsignal mithilfe eines PT1-Filters vor- und rückwärts gefiltert. Die Filterung stellt dabei die Ableitung explizit bereit.

Lanelets: Lanelets [14] stellen ein Format zur effizienten Repräsentation von Kartendaten für autonome Fahrzeuge zur Verfügung. Damit beschreiben Lanelets auch den Verlauf der möglichen Fahrbahnen innerhalb von Knotenpunkten wie z.B. Kreuzungen. Da das in dieser Arbeit entwickelte Verfahren jedoch die realen Spurmarkierungen und keine Fahrbahnverläufe aus einem Kartenformat berücksichtigt, mussten die statischen Objekte einer jeden Szene in einem teilautomatischen Prozess aus den Lanelets abgeleitet werden.

Freigabe zur Validierung: Als letzter Schritt der Vorverarbeitung wird anhand der folgenden Kriterien geprüft, ob ein Fahrzeug zu einem definierten Zeitpunkt für eine Validierung geeignet ist.

- Damit nur PKWs und keine LKWs validiert werden, müssen die Fahrzeugabmaße innerhalb des folgenden Bereichs liegen: $1 < b_n < 3 \wedge 4 < l_n < 6$.
- Damit keine stehenden Objekte validiert werden, muss die Mindestgeschwindigkeit größer $3 \frac{m}{s}$ sein.¹
- Damit eine Validierung der gesamten Vorhersagezeit durchgeführt werden kann, muss für die nächsten 2.5 Sekunden die Position des Fahrzeugs im Datensatz enthalten sein.

¹Da Standsituationen immer korrekt präzisiert werden, könnte es durch die Validierung stehender Fahrzeuge zu einer unverhältnismäßigen Verzerrung der Ergebnisse kommen.

Berücksichtigung von Unsicherheiten während der Prädiktion: Da der NGSIM-Datensatz aus Kamerabildern abgeleitet wurde, unterliegen die Zustandsgrößen auch einem Messfehler. Daher wird für die Validierung die Erweiterung des Verfahrens zur Berücksichtigung von Messunsicherheiten aus Kapitel 4.1 verwendet. Dafür wurden die in Tabelle 5.6 gelisteten Varianzen der Fahrzeugposition durch eine differenzielle statische Analyse approximativ bestimmt. Alle anderen Zustandsgrößen werden als fehlerfrei angenommen.

Zustandsgröße	Verteilung	Mittelwert	Varianz
x-Position $x_{0,n}$	Normalverteilung	0	0.1
y-Position $y_{0,n}$	Normalverteilung	0	0.05
Geschwindigkeit $v_{0,n}$	keine	-	-
Längsbeschleunigung $a_{x0,n}$	keine	-	-
Querbeschleunigung $a_{y0,n}$	keine	-	-
Gierwinkel (Orientierung) $\psi_{0,n}$	keine	-	-
Fahrzeuglänge l_n	keine	-	-
Fahrzeugbreite b_n	keine	-	-

Tabelle 5.6.: Verwendete Unsicherheiten des Zustandsvektors inklusive beschreibender Größen

Vergleichsverfahren SPOT

Aufgrund der Zielsetzung, dass das Verfahren dieser Arbeit auf verschiedenste Situationen anwendbar sein und dennoch für jedes Objekt ein möglichst kleiner Belegungsraum berechnet werden soll, eignet sich besonders SPOT [62] als Vergleichsverfahren. Analog zum Verfahren dieser Arbeit berechnet SPOT Belegungsräume. Diese Belegungsräume werden jedoch durch eine Überschätzung der Fahrdynamik in Kombination mit verschiedenen auf Verkehrsregeln basierenden Heuristiken bestimmt und beinhalten somit sicher die reale Bewegung des Fahrzeugs. Daher kann im Vergleich zur Belegungsraumgröße von SPOT gezeigt werden, wie viel Belegungsraumfläche eingespart werden kann, indem eine Verhaltensvorhersage bei dem Konzept der Verhaltensüberapproximation berücksichtigt wird. Da SPOT zudem nicht auf eine definierte Situation limitiert ist, stehen sich zwei Verfahren mit gleicher Anwendbarkeit gegenüber. Für die Auswertung wurden keine Parameter von SPOT angepasst, sondern die regulären Parameter des veröffentlichten Codes verwendet.

Ergebnisse

Die Ergebnisse der beiden Szenariencluster (Autobahn und Urban) werden jeweils in zwei Grafiken dargestellt. Dabei wurden für den Szenariencluster „Autobahn“ insgesamt 17173 Belegungsräume berechnet und validiert. Die Ergebnisse der urbanen Situationen basieren auf 703 betrachteten Vorhersagen. Jedes der beiden Ergebnisdiagramme (Abbildung 5.7 und 5.8) beschreibt jeweils die relative Anzahl an Verletzungen der Belegungsräume über der Prädiktionszeit. Analog zur Validierung der Beispielsituationen werden wiederum unterschiedliche Schwellwerte P_{Grenz} betrachtet.

Die relative Anzahl an Belegungsraumverletzungen für jeweils einen betrachteten Schwellwert ist definiert als

$$\text{Relative Anzahl an Belegungsraumverletzungen} = \frac{\text{Anzahl an Belegungsraumverletzungen}}{\text{Anzahl an validierten Prädiktionen}}. \quad (5.9)$$

Da SPOT unter Einhaltung der getroffenen Annahme garantiert, dass die Belegungsräume nicht verletzt werden, wird die relative Anzahl an Belegungsraumverletzungen in dieser Arbeit nicht weiter untersucht.

Das zugehörige zweite Ergebnisdiagramm (Abbildung 5.5 und 5.6) betrachtet die relative Fläche der Belegungsräume über die Vorhersagezeit. Normiert werden die jeweiligen Belegungsraumflächen auf die Belegungsraumfläche des Verfahrens SPOT. Daher ergibt sich

$$\text{Relative Fläche zum Zeitpunkt } t = \frac{\text{Mittlere Fläche aller Vorhersagen zum Zeitpunkt } t}{\text{Mittlere Fläche aller Vorhersagen von SPOT zum Zeitpunkt } t}, \quad (5.10)$$

wobei ebenfalls verschiedene Schwellwerte P_{Grenz} evaluiert werden.

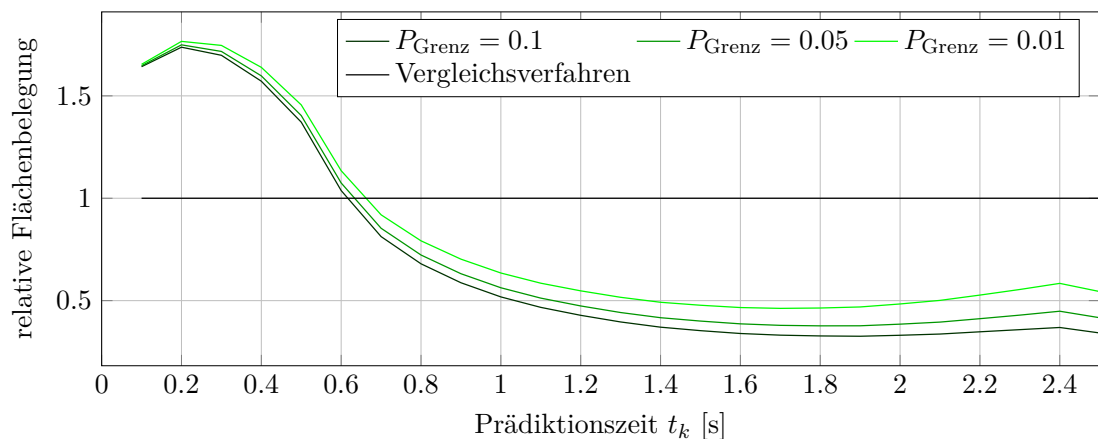


Abbildung 5.5.: Relative Belegungsraumfläche der Fahrzeuge in den US101-Szenen des Common-Road Benchmark-Datensatzes im Vergleich zu SPOT [62]

In Abbildung 5.5 und 5.6 ist ersichtlich, dass zu Beginn der Vorhersagezeit die Belegungsraumfläche des in dieser Arbeit entwickelten Verfahrens größer ist als die Belegungsraumfläche des Vergleichsverfahrens SPOT. Dieses Ergebnis entsteht aus zwei Gründen. Einerseits führt die Berücksichtigung der Unsicherheit der Längs- und Querposition im initialen Zustandsvektor besonders zu Beginn der Vorhersagezeit zu einem vergrößerten Belegungsraum, andererseits wird die untere Belegungsraumgrenze entsprechend Kapitel 3.5.7 approximiert. Dabei wird für kleine Prädiktionszeiten die Fahrzeugheckkoordinaten der initialen Position zur Approximation verwendet. Erst wenn das Heck des Fahrzeugs die initiale Frontposition überfahren hat, kann eine Approximation der unteren Belegungsraumgrenze durchgeführt werden, welche nicht den Fahrzeugheckkoordinaten entspricht. Mit zunehmender Prädiktionszeit verlieren jedoch diese beiden Effekte an Relevanz, sodass ab einer Vorhersagezeit von ca. 0.6 Sekunden die Belegungsräume des in dieser Arbeit entwickelten Verfahrens weniger Fläche benötigen.

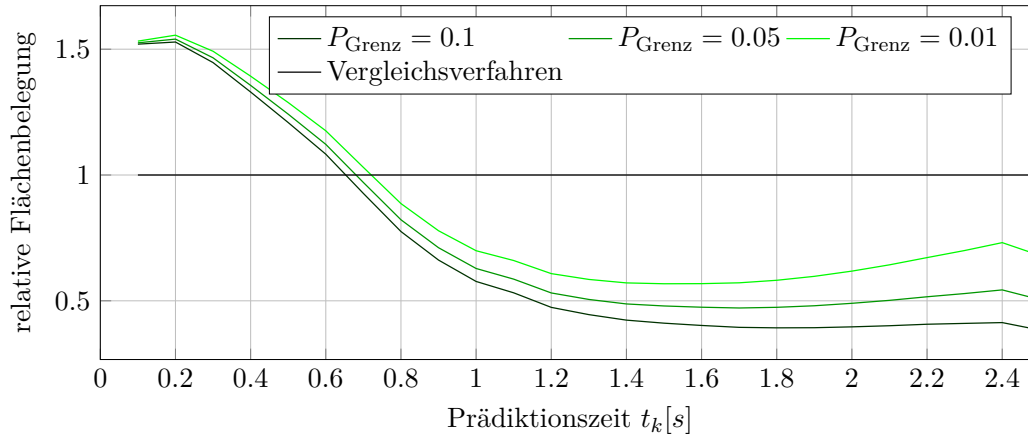


Abbildung 5.6.: Relative Belegungsraumfläche der Fahrzeuge in den Peach-Szenen des Common-Road Benchmark-Datensatzes im Vergleich zu SPOT [62]

Da bei kleinen Vorhersagezeiten die absoluten Belegungsraumgrößen aufgrund der limitierten Dynamik noch sehr klein sind, stellen die vergrößerten Belegungsräume noch kein Problem für die Navigation des autonomen Fahrzeugs dar. Erst mit zunehmender Prädiktsionszeit führen große Belegungsräume zu Einschränkungen hinsichtlich des befahrbaren Raums des Ego-Fahrzeugs. Deshalb ist es besonders wichtig, dass mit zunehmender Vorhersagezeit die Belegungsräume möglichst wenig Fläche benötigen. Genau diese relevante Reduzierung der Belegungsraumgröße wird durch das Verfahren dieser Arbeit erreicht. So ist die Fläche bei einer Vorhersagezeit von 1.8 Sekunden im besten Fall 70% kleiner als beim Vergleichsverfahren. Selbst bei der Verwendung des risikoärmsten Schwellwerts $P_{\text{Grenz}} = 0.01$ wird weniger als die Hälfte der Fläche benötigt. Die leichte Erhöhung der relativen Fläche zum Ende der Vorhersagezeit resultiert daraus, dass die größten Belegungsräume von SPOT bereits durch die Fahrbahnbegrenzung in Querrichtung limitiert werden, während die kleineren Belegungsräume des Verfahrens dieser Arbeit noch immer in Quer- und Längsrichtung an Fläche zunehmen können.

Die Verletzungshäufigkeit der Belegungsräume in Abbildung 5.7 und 5.8 zeigt eindeutig, dass das Verfahren das Verhalten der Fahrzeuge mit einer hohen Genauigkeit vorhersagt. Im Autobahnumfeld liegt die Häufigkeit der Belegungsraumverletzungen für die betrachteten Schwellwerte immer unter 1% und fällt sogar für $P_{\text{Grenz}} = 0.01$ unterhalb 0.1%. Im urbanen Umfeld treten durch die komplexeren Situationen höhere Fehlerraten auf. Je nach Schwellwert liegt die relative Häufigkeit der Verletzung unter 1% bzw. 3%. Zusammenfassend zeigt diese Validierung, dass eine signifikante Reduzierung der Belegungsraumgrößen möglich ist und dass selbst bei einer Aktualisierungsrate, die der Vorausschauzeit entspricht (2.5 Sekunden), nur ein geringes Risiko einer Belegungsraumverletzung besteht.

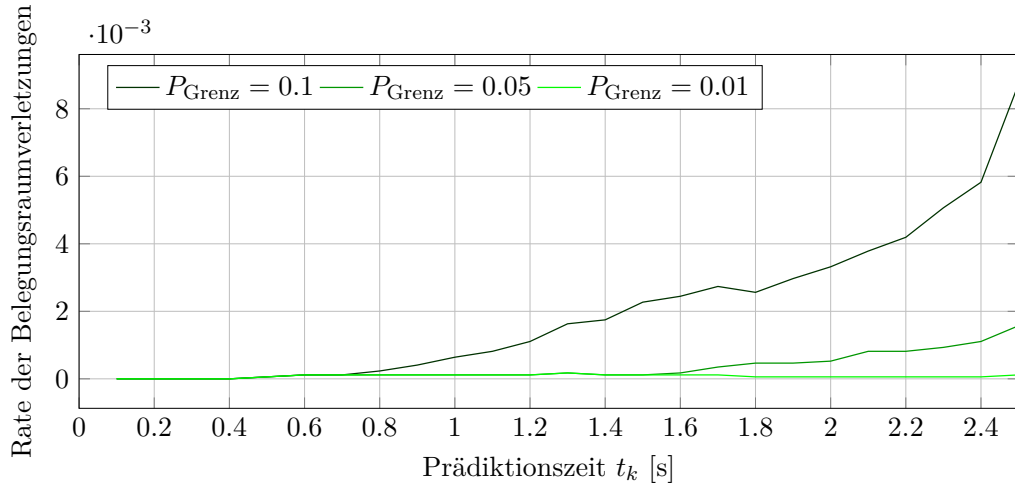


Abbildung 5.7.: Relative Anzahl an Vorhersagen in den US101-Szenen des CommonRoad Benchmark-Datensatzes, bei denen der Belegungsraum verletzt wurde

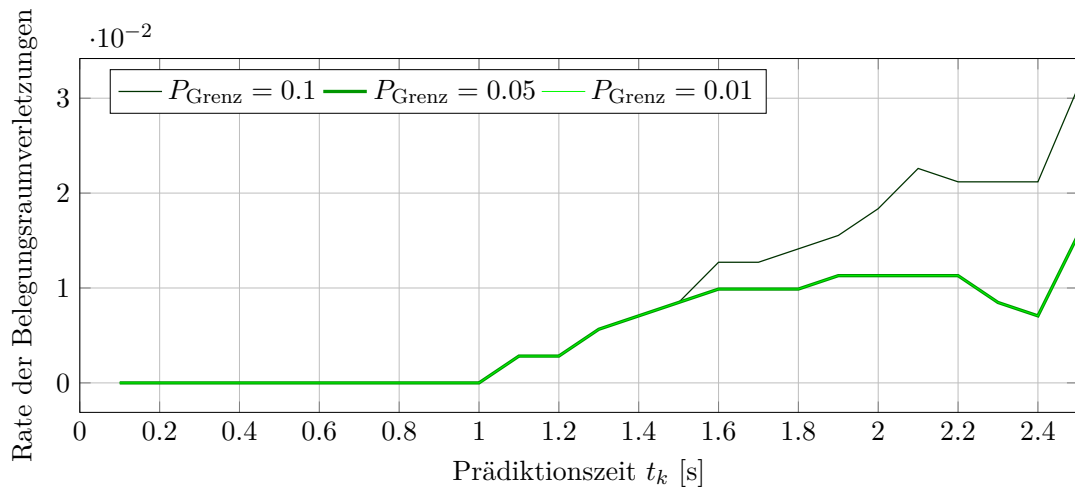


Abbildung 5.8.: Relative Anzahl an Vorhersagen in den Peach-Szenen des CommonRoad Benchmark-Datensatzes, bei denen der Belegungsraum verletzt wurde

5.3.2. Validierung der vorhergesagten Belegungsräume von Fußgängern

Die Validierung von Fußgängern wird analog zur Validierung von Fahrzeugen im letzten Kapitel durchgeführt. Als Datenbasis dient die sogenannte *Bookstore-Situation* aus dem Stanford-Drone-Datensatz [97], da diese mit dem enthaltenen Straßenverlauf und Bürgersteig einer Straßenverkehrssituation am ähnlichsten ist. Zur Berechnung aller notwendigen Größen im Zustandsvektor der Fußgänger wird die analoge Vorverarbeitung aus Kapitel 3.3.2 verwendet. Als Vergleichsmethode wird erneut ein Verfahren aus der „overapproximated occupancy prediction“ herangezogen [63]. Aufgrund der fehlenden Beschreibung der statischen Umwelt im Stanford-Drone-Dataset werden bei beiden Verfahren die Ergebnisse ohne statische Objekte berechnet.

Das Vergleichsverfahren [63] berücksichtigt die Dynamik des Fußgängers anhand einer maximalen Geschwindigkeit v_{\max} und einer maximalen Beschleunigung a_{\max} . Damit die Ergebnisse vergleichbar sind, werden diese Parameter so angepasst, dass die gleichen Annahmen für beide Verfahren gelten. Für die maximale Geschwindigkeit wird daher der ermittelte Wert von $v_{\max} = 2.5 \frac{m}{s}$ verwendet. Die maximale Beschleunigung wird so gewählt, dass die angenommene, maximale Geschwindigkeitsänderung von $\Delta v_{\max} = 2.1 \frac{m}{s}$ sofort durch $a_{\max} = \frac{\Delta v}{\Delta t}$ umgesetzt werden kann.

Ergebnisse

Als Ergebnis resultieren die Häufigkeit der Verletzung und die relative Fläche des Belegungsraums. Berechnet werden diese Größen entsprechend der Gleichungen 5.9 und 5.10 durch

$$\text{Relative Anzahl an Belegungsraumverletzungen} = \frac{\text{Anzahl an Belegungsraumverletzungen}}{\text{Anzahl an validierten Prädiktionen}}, \quad (5.11)$$

und

$$\text{Relative Fläche zum Zeitpunkt } t = \frac{\text{Mittlere Fläche aller Vorhersagen zum Zeitpunkt } t}{\text{Mittlere Fläche aller Vorhersagen von [63] zum Zeitpunkt } t}. \quad (5.12)$$

Aufgrund der hohen Abtastrate im Stanford-Drone-Dataset von 30 Bildern pro Sekunde wäre innerhalb einer vollständigen Validierung eine Vielzahl sehr ähnlicher Situationen enthalten. Daher wurden aus jedem Video der *Bookstore-Szene* 250 Zeitschritte zufällig entnommen und jeder enthaltene Fußgänger wurde prädiziert sowie validiert. In Summe sind somit insgesamt 4516 Prädiktionen validiert worden. Die daraus resultierenden Ergebnisse sind in Abbildung 5.9 und 5.10 dargestellt.

Die relative Häufigkeit der Belegungsraumverletzung ist für die Schwellwerte $P_{\text{Grenz}} = 0.05$, $P_{\text{Grenz}} = 0.01$ und $P_{\text{Grenz}} = 0.0025$ in Abbildung 5.9 über die Zeit aufgetragen. Die Belegungsräume der beiden kleineren Schwellwerte $P_{\text{Grenz}} = 0.01$ und $P_{\text{Grenz}} = 0.0025$ werden von den validierten Fußgängern in weniger als 1% der Fälle verletzt. Ein höherer Schwellwert von $P_{\text{Grenz}} = 0.5$ führt ab einer Vorhersagezeit von 1s zu einer zunehmenden Häufigkeit der Verletzung der Belegungsräume von bis zu 3%.

Die Belegungsräume des in dieser Arbeit entwickelten Verfahrens sind zu Beginn der Prädiktion größer als die des Vergleichsverfahrens. Wie allerdings bereits bei der Diskussion der Objektklasse

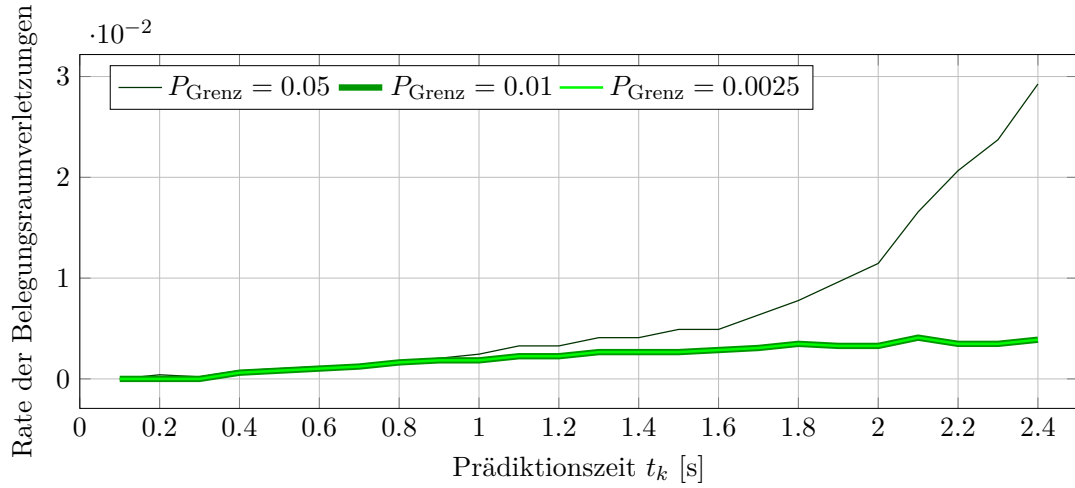


Abbildung 5.9.: Relative Anzahl an Verletzungen der prädizierten Belegungsräume für Fußgänger im Stanford-Drone-Dataset

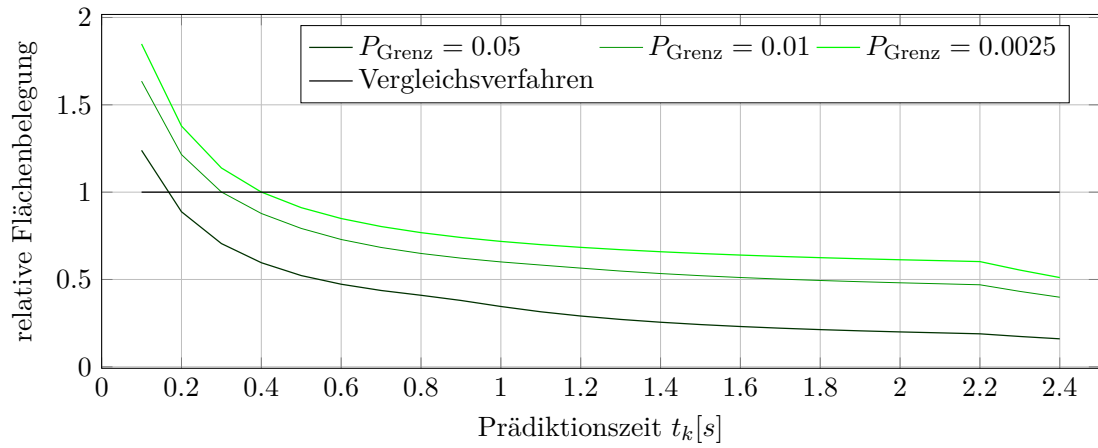


Abbildung 5.10.: Relative Flächenbelegung prädizierter Belegungsräume der Fußgänger im Stanford-Drone-Dataset im Vergleich zu Koschi et al. [63]

„Fahrzeuge“ erläutert, nimmt die Belegungsraumgröße aufgrund der Bewegungsdynamik der Verkehrsteilnehmer mit der Prädiktionszeit zu, sodass besonders bei größeren Prädiktionszeiten eine Reduzierung der Belegungsraumgröße relevant ist. Daher ist für die Bewertung der Belegungsraumfläche ausschlaggebend, dass sich das Verhältnis mit zunehmender Prädiktionszeit verbessert, bis am Ende der Vorhersagezeit, basierend auf dem größten Schwellwert $P_{\text{Grenz}} = 0.05$ lediglich 16% der Fläche benötigt werden. Auch der kleinste, betrachtete Schwellwert $P_{\text{Grenz}} = 0.0025$ reduziert die Belegungsraumfläche am Ende der Vorhersagezeit immer noch um 40%. Damit zeigt die Validierung, dass das Verfahren dieser Arbeit erfolgreich auf die Objektklasse „Fußgänger“ übertragen werden kann. Die signifikante Reduktion der Belegungsraumfläche bei einer gleichzeitig nur sehr geringen Anzahl an Belegungsraumverletzungen bestätigt eine vergleichbare Performance zur Vorhersage von Fahrzeugen.

5.4. Validierung mittels Versuchsträger anhand von Einscherer-Situationen

Die dritte Validierung unterscheidet sich in zwei Punkten maßgeblich von den bereits durchgeführten Validierungen. Erstens prüft die Validierung nicht wie bisher die prädizierten Belegungsräume, sondern eine auf den Aufenthaltswahrscheinlichkeiten basierende Einschererererkennung. Zudem wurden die Vorhersagen der Verkehrsteilnehmer nicht auf Basis aufgenommener Daten im Nachgang bestimmt, sondern während der für die Datenakquise durchgeführten Fahrt in einem Versuchsträger berechnet.

Diese Validierung wird zusätzlich durchgeführt, da sie die Performance des Verfahrens in einer der relevantesten Situationen im Forschungsfeld Motion bzw. Behavior Prediction aufzeigt. Zudem zeigt die Umsetzbar- und Rechenbarkeit des Verfahrens auf einem Seriensteuergerät in einem Versuchsträger der aktuellen Generation, dass das Verfahren auch für eine Serienanwendung geeignet ist und für Fahrerassistenzsysteme eingesetzt werden kann. Da die Vorhersage zudem auf der Umfeldsensorik eines Serienfahrzeugs beruht, zeigen die Ergebnisse die Performance des Verfahrens unter seriennahen Rahmenbedingungen.

Im Verlauf dieses Kapitels wird initial der Versuchsträger kurz vorgestellt, anschließend wird die Implementierung der Einschererererkennung auf Basis der Aufenthaltswahrscheinlichkeiten erläutert. Am Ende des Kapitels werden die Datenbasis und die Ergebnisse vorgestellt sowie ein Vergleich mit anderen Verfahren gezogen.

5.4.1. Versuchsträger

Zur Validierung der Einschererererkennung wird der in Abbildung 5.11 dargestellte Versuchsträger der Mercedes-Benz AG verwendet. Dieser Versuchsträger verfügt über eine Sensorausstattung für die Automatisierungsstufe 2 auf autobahnähnlichen Straßen. Entsprechend wurden die Daten nahezu ausschließlich auf Autobahnen generiert. Die Objekte werden von einem Fusionslayer bereitgestellt, der zum Schutz von Firmengeheimnissen nicht weiter erläutert werden kann. Dieser Fusionslayer beschreibt alle erkannten Fahrzeuge anhand des definierten Zustandsvektors (Kapitel 3.2). Alle Objekte werden mittels des Verfahrens dieser Arbeit prädiziert. Die gewählten Parameter

für die Anwendung des Verfahrens im Fahrzeug sind in Tabelle 5.7 dargestellt. Aufgrund der Echtzeitanforderungen bei limitierter Rechenzeit wird eine verringerte Auflösung verwendet, wie der Vergleich zwischen Tabelle 5.7 und 5.1 zeigt. Ein Beispiel der Prädiktion im Fahrzeug, visualisiert durch den internen Messtechnikrechner, ist in Abbildung 5.12 zu sehen.

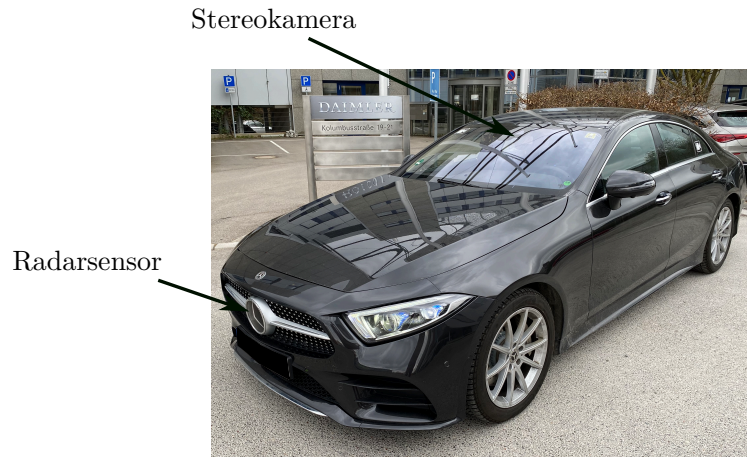


Abbildung 5.11.: Versuchsträger zur Einscherererkennung und Demonstration des Verfahrens im realen Verkehr

Type $\mathcal{T}_n^{\text{Dyn}}$	Parameter	Formelzeichen	Wert
Fahrzeug	Zeitauflösung	Δt	0.3 s
	Prädiktionszeit	T	2.5 s
	Auflösung Querbewegung	Δa_y	$0.2 \frac{\text{m}}{\text{s}^2}$
	Maximal betrachtete Querbewegung	$a_{y,\text{NQB}}$	$3 \frac{\text{m}}{\text{s}^2}$
	Maximal betrachtete Längsbewegung	$\hat{a}_{x,\text{NLB}}$	$2 \frac{\text{m}}{\text{s}^2}$
	Minimal betrachtete Längsbewegung	$\check{a}_{x,\text{NLB}}$	$-2 \frac{\text{m}}{\text{s}^2}$
	Belegungskarten Auflösung x-Richtung	Δx	1 m
	Belegungskarten Auflösung y-Richtung	Δy	0.5 m
	Maximal tolerierte Kollisionswahrscheinlichkeit	$P_{\text{KolliGrenz}}$	0.1

Tabelle 5.7.: Festlegung der Parameter \mathcal{P} für die Vorhersage von Fahrzeugen im Versuchsträger mit verringerter Auflösung zur Reduzierung von Speicher- und Rechenzeitbedarf

5.4.2. Erkennung einscherender Fahrzeuge

Um ein einscherendes Fahrzeug zu erkennen, muss sowohl das relevante Objekt als auch die aktuelle Ego-Fahrspur von der umfelderfassenden Sensorik des Versuchsträgers erkannt werden. Als Entscheidungsgrundlage soll die Aufenthaltswahrscheinlichkeit eines Nachbarspur-Objekts auf der Ego-Fahrspur verwendet werden. Damit jedoch keine rechenaufwendigen Flächenintegrale bestimmt werden müssen, wird die Summe der Aufenthaltswahrscheinlichkeiten entlang der

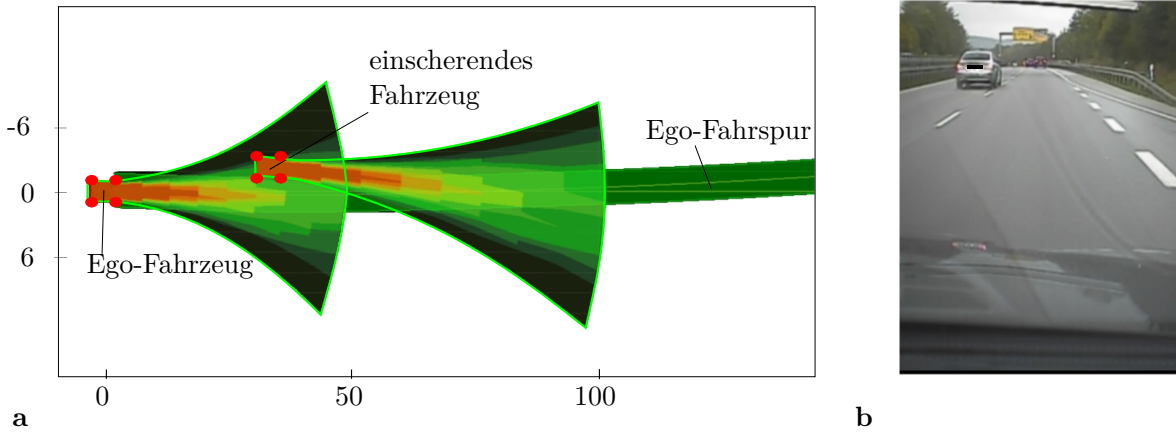


Abbildung 5.12.: Beispiel eines Einscherers vor dem Versuchsträger und Darstellung der Prädiktion in der Fahrzeugmesstechnik

sogenannten Kollisionslinien als Ersatzgröße des Flächenintegrals verwendet. Dabei definieren die linke und die rechte Ego-Spurbegrenzung sowie die Mittellinie die im Folgenden verwendeten Kollisionslinien.

Um die Summe der Aufenthaltswahrscheinlichkeiten entlang der Kollisionslinien zu bestimmen, wird analog zur Berücksichtigung der statischen Objekte (Kapitel 3.5.4) die Belegungskarte $\mathcal{M}_n(b_x, b_y)$ verwendet. Als Ergebnis entsteht die Menge $\mathcal{K}_{\text{KollLin},n} = \{(b_{x,1}, b_{y,1}), \dots, (b_{x,l}, b_{y,l}), \dots, (b_{x,L}, b_{y,L})\}$, die alle Belegungskartenzellen des Fahrzeugs n enthält, welche von einer der drei Kollisionslinien geschnitten wird. Basierend auf $\mathcal{K}_{\text{KollLin},n}$ ergibt sich die Summe der Aufenthaltswahrscheinlichkeiten entlang der Kollisionslinien, indem die Aufenthaltswahrscheinlichkeit der in \mathcal{M}_n hinterlegten Referenzgitterpunkte wie folgt aufsummiert wird:

$$P_{\text{Koll},n}(t) = \frac{1}{3 \cdot K} \cdot \sum_{\forall (b_x, b_y) \in \mathcal{K}_{\text{KollLin},n}} p_{n,i,k}(t) \quad \text{mit} \quad (i, k) = \mathcal{M}_n(b_x, b_y), \quad (5.13)$$

wobei der Faktor $\frac{1}{3 \cdot K}$ die Wahrscheinlichkeit auf den theoretischen Maximalwert (alle Zeitschritte K sind zu 100% auf allen drei Kollisionslinien) normiert.

Um basierend auf $P_{\text{Koll},n}$ zu entscheiden, ob ein Fahrzeug als einscherendes Objekt betrachtet werden muss, wird der Schwellwert $P_{n,\text{Einscherer}}$ eingeführt. Entsprechend gilt ein Fahrzeug als einscherendes Objekt, sobald $P_{\text{Koll},n}$ den Schwellwert $P_{n,\text{Einscherer}}$ überschreitet. Abgebildet wird diese Logik im Entscheidungswert E_n , für den gilt:

$$E_n(t) = \begin{cases} 1 & \text{wenn} \quad P_{\text{Koll},n}(t) > P_{n,\text{Einscherer}}(t) \\ 0 & \text{sonst.} \end{cases} \quad (5.14)$$

Der Schwellwert zur Bestätigung eines Einscherers $P_{n,\text{Einscherer}}$ wird individuell für jedes Fahrzeug zu jedem Zeitpunkt t berechnet. Dazu werden, ausgehend von einem initial eingestellten Basisschwellwert P_{Basis} , die folgenden Situations- und Objekteigenschaften berücksichtigt:

Objektqualität der Erkennung: Die Objektqualität q_n wird mit einem Wert zwischen 0% bis 100% angegeben und von dem bestehenden Fusionslayer innerhalb der Steuergerätesoftware bereitgestellt. Um die Robustheit gegenüber schlecht erkannten Objekten zu erhöhen, wird der Schwellwert vergrößert, wenn ein Objekt über eine niedrige Objektqualität verfügt.

Distanz zwischen Objekt und Ego-Fahrzeug: Mit zunehmender Distanz treten Ungenauigkeiten in der Spurerkennung sowie in der lateralen Fahrzeugposition auf. Um daraus keine falsche Entscheidung abzuleiten, wird mit zunehmender Entfernung zwischen Objekt und Ego-Fahrzeug der Schwellwert erhöht. Berücksichtigt wird die Entfernung anhand des Zeitabstands $t_{\text{dist},n}$.

Schalthysterese: Damit bei einem einscherenden Fahrzeug die Erkennung keinem Schaltflimmern unterliegt, wird eine Schalthysterese $h_n \in \{0.8, 1\}$ von 20% berücksichtigt. Sobald ein Fahrzeug n im letzten Zeitschritt als Einscherer erkannt wurde, wird der Schwellwert für die folgende Entscheidung reduziert, indem h_n von 1 auf 0.8 herabgesetzt wird.

Entsprechend dieser Eigenschaft ergibt sich der Schwellwert für einen definierten Zeitpunkt t als:

$$P_{n,\text{Einscherer}}(t) = \min \left(1, \left(\frac{t_{\text{dist},n}(t)}{2.5s} \right) \right) \cdot \left(1 + \frac{100 - q_n(t)}{100} \right) \cdot h_n(t) \cdot P_{\text{Basis}}, \quad (5.15)$$

wobei $t_{\text{dist},n}$ auf einen Minimalwert von 1 limitiert wird, sodass der Schwellwert $P_{n,\text{Einscherer}}$ bei nahen Objekten nicht verkleinert werden kann.

5.4.3. Datenbasis und Datenanalyse

Die Datenbasis wurde durch den Autor der vorliegenden Arbeit mit dem beschriebenen Versuchsträger aufgenommen und umfasst 79 Einscherer und 475 passierende Fahrzeuge. Einscherende Fahrzeuge konnten dabei - wie bereits beschrieben - nur dann in die Analyse aufgenommen werden, wenn eine Spurerkennung zur Verfügung stand. Die Kollisionswahrscheinlichkeit $P_{\text{Koll},n}$ der Objekte wurde online auf einer embedded Hardware berechnet. Für diese Validierung wurde lediglich der Schwellwert $P_{n,\text{Einscherer}}$ und der daraus resultierende Entscheidungswert E_n im Nachgang berechnet, sodass verschiedene Erkennungssensitivitäten untersucht werden können.

Im ersten Schritt werden die einscherenden Fahrzeuge klassifiziert. Dafür wird evaluiert, bei welchen Fahrzeugen der Schwerpunkt mindestens 3 Sekunden außerhalb der Ego-Spur liegt und welches sich anschließend mindestens 3 Sekunden innerhalb der Ego-Spur befindet. Für diese klassifizierten Fahrzeuge wird der Referenzwert $E_{\text{Ref},n}(t)$ erzeugt, wobei dieser von 0 auf 1 wechselt, sobald der Fahrzeugschwerpunkt innerhalb der Ego-Spur liegt.

Durch Auftragen von $E_{\text{Ref},n}$ und E_n über die Zeit können für einscherende Fahrzeuge die in Abbildung 5.13 dargestellten Fälle unterschieden werden. Exemplarisch zeigt Abbildung 5.13 **a** in einem angenommenen Analyseszenario, dass der Entscheidungswert E_n ein Erkennen früher anzeigt als $E_{\text{Ref},n}$. Dies würde einem Zeitvorteil des in dieser Arbeit vorgestellten Verfahrens von t_{detect} entsprechen. Gleichzeitig entspräche dieser Fall damit einem True Positive (TP). Da in Abbildung 5.13 **b** das Einscheren des Fahrzeugs vom Entscheidungswert E_n erst erkannt wird, nachdem der Fahrzeugschwerpunkt bereits innerhalb der Ego-Fahrspur liegt ($E_{\text{Ref},n} = 1$), wird dieser Fall als False Negative (FN) bewertet.

Anhand der passierenden Fahrzeuge wird zusätzlich die Anzahl an False Positive (FP) und True Negative (TN)-Ereignissen berechnet. Bei einem False Positive (FP) wird ein Fahrzeug als Einscherner erkannt, obwohl kein Einschermanöver stattfindet. Ein False Positive ergibt sich somit, wenn für ein passierendes Fahrzeug zu einem beliebigen Zeitpunkt der Entscheidungswert $E_n(t) = 1$ ist. Entsprechend ergibt sich ein True Negative (FN), wenn für die vollständige Zeit der Beobachtung eines passierenden Fahrzeugs der Entscheidungswert $E_n = 0$ ist.

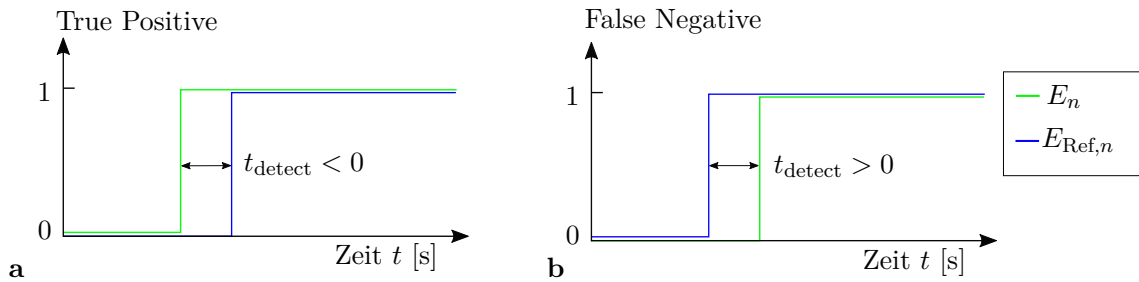


Abbildung 5.13.: Darstellung von E_n , $E_{\text{Ref},n}$ und t_{detect} jeweils für **a** True Positive und **b** False Negative-Ereignisse

5.4.4. Ergebnisse

Im Folgenden werden die Validierungsergebnisse hinsichtlich der Erkennung einscherner Objekte diskutiert. Um dabei verschiedene Sensitivitäten zu untersuchen, wird der Basisschwellwert P_{Basis} in einem Intervall von $[0.05; 0.25]$ variiert. Für jeden dieser Basisschwellwerte P_{Basis} wird sowohl die Performance der Erkennung (FP, TP, FN, TN) als auch der Zeitvorteil t_{detect} quantifiziert. Die resultierenden Erkennungsraten sind in Abbildung 5.14 **a** anhand der ROC-Kurve² dargestellt. Innerhalb dieser ROC-Kurve ist für jeden untersuchten Basisschwellwert P_{Basis} die True Positive-Rate über der False Positive-Rate aufgetragen. Die Erkennungszeiten werden in Abbildung 5.14 **b** anhand des maximalen, des minimalen und des mittleren Zeitvorteils t_{detect} der Erkennung im Vergleich zum Referenzzeitpunkt (Fahrzeugschwerpunkt auf Ego-Fahrspur) dargestellt. Die Ergebnisse der ROC-Kurve zeigen auf, dass hinsichtlich der Erkennungsraten ein nahezu optimaler Arbeitspunkt existiert. Für den Wert $P_{\text{Basis}} = 0.15$ werden nahezu alle Situationen korrekt beherrscht, was einer False Positive-Rate von 0.4% und einer True Positive-Rate von 100% entspricht. Ausgehend von diesem Arbeitspunkt führt eine Reduzierung des Basisschwellwerts (was einer erhöhten Erkennungssensitivität entspricht) zu zunehmenden False Positive Detektionen und eine Reduktion des Basisschwellwerts (niedrige Sensitivität) zu einer Verschlechterung der True Positive-Rate.

Der mittlere Zeitvorteil erhöht sich durch eine Reduktion des Basisschwellwerts (erhöhte Sensitivität) und verringert sich entsprechend mit zunehmenden Basisschwellwerten (niedrige Sensitivität). Ab einem Basisschwellwert von $P_{\text{Basis}} = 0.225$ liegt der Referenzzeitpunkt im Mittel vor dem Erkennungszeitpunkt, sodass das Verfahren ab dieser Schwelle keinen Zeitvorteil mehr bringt. Für einen Basisschwellwert von $P_{\text{Basis}} = 0.15$, der nahezu mit einer idealen Erkennungsraten einhergeht, resultiert hingegen ein mittlerer Zeitvorteil von 1.51 Sekunden gegenüber dem Referenzzeitpunkt.

²ROC: englisch für receiver operating characteristic bzw. deutsch Operationscharakteristik

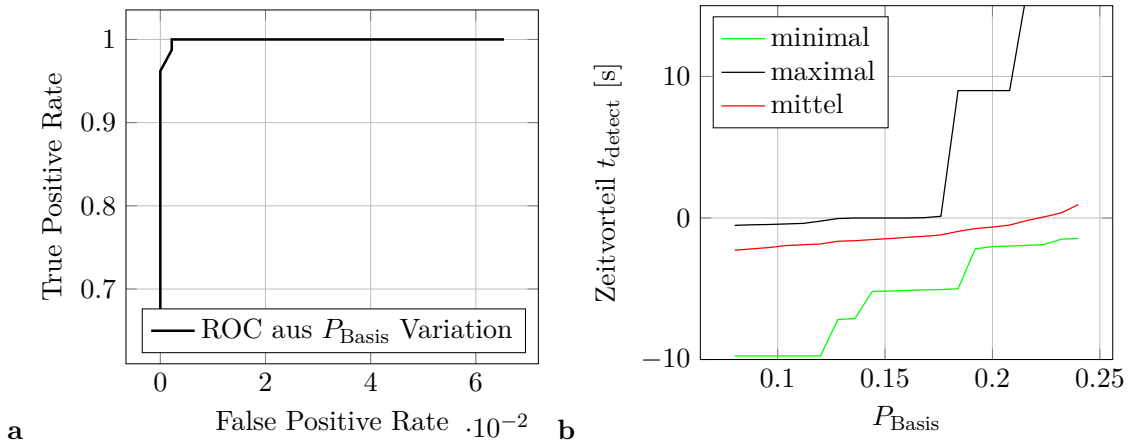


Abbildung 5.14.: Ergebnisse der Validierungen von 79 einscherenden Fahrzeugen und 475 passierenden Fahrzeugen anhand a) der ROC-Kurve und b) der Erkennungszeit im Vergleich zum Zeitpunkt, zu dem der Fahrzeugschwerpunkt die Spurmarkierung überfährt

Um diese Ergebnisse besser einordnen zu können, wird ein Vergleich mit Woo et al. [118] und den dort aufgelisteten Verfahren gezogen. Die Erkennungsraten werden dabei allerdings durch „precision“ und „recall“ angegeben, sodass die beiden Größen aus den Erkennungsdaten (TP, FP, TN, TP) bestimmt werden müssen:

$$precision = \frac{\sum TP}{\sum TP + FP} \quad (5.16)$$

$$recall = \frac{\sum TP}{\sum TP + FN} \quad (5.17)$$

Die „precision“ (auch positiver Vorhersagewert) quantifiziert den Anteil korrekter positiver Vorhersagen (korrekt vorhergesagte Einscherer) bezogen auf alle positiven Vorhersagen (alle vorhergesagten Einscherer), während „recall“ (auch Empfindlichkeit) das Verhältnis korrekter positiver Vorhersagen (korrekt vorhergesagte Einscherer) zu allen tatsächlich positiven Ereignissen (alle beobachteten Einscherer) beschreibt. Für den Vergleich werden die Ergebnisse dieser Arbeit für die drei Basisschwellenwerte $P_{\text{Basis}} = 0.1/0.15/0.2$ herangezogen, wodurch sich entsprechend Tabelle 5.8 ergibt.

Der Vergleich in Tabelle 5.8 zeigt dabei, dass, obwohl das Verfahren dieser Arbeit nicht speziell für das Erkennen einscherender Fahrzeuge implementiert wurde, vergleichbare Zeitvorteile aus der Erkennung resultieren. Auch wenn aufgrund der unterschiedlichen Datengrundlage der direkte Vergleich eingeschränkt ist, zeigt dieses Ergebnis die Leistungsfähigkeit des entwickelten Ansatzes und untermauert, dass generische Lösungen im Vergleich zu spezialisierten Verfahren nicht zwingend mit einem Performanceverlust einhergehen.

Method	Precision	Recall	Mittlere Erkennungszeit
Mandalia et al. [78]	80.0 %	81.1 %	-1.33 s
Schlechtriemen et al. [101]	93.6 %	99.3 %	-1.65 s
Woo et al. [118]	96.3 %	100 %	-1.74 s
Serienlösung	100 %	75 %	-0.31 s
Verfahren dieser Arbeit bei $P_{\text{Basis}} = 0.1$	97.4 %	100 %	-1.96 s
Verfahren dieser Arbeit bei $P_{\text{Basis}} = 0.15$	99.6 %	100 %	-1.51 s
Verfahren dieser Arbeit bei $P_{\text{Basis}} = 0.2$	100 %	91.4 %	-0.63 s

Tabelle 5.8.: Vergleich der Performance der Einschererererkennung basierend auf der Verhaltensvorhersage dieser Arbeit mit spezialisierten Verfahren zur Einschererererkennung (Ergebnisse entnommen aus [118])

Kapitel 6.

Zusammenfassung, Fazit und Ausblick

6.1. Zusammenfassung und Fazit

In dieser Arbeit wurde ein neues Verfahren entwickelt, um das Verhalten anderer Verkehrsteilnehmer vorherzusagen. Das Ziel dieses neuen Verfahrens ist es, möglichst kleine Belegungsräume zu bestimmen, welche trotzdem mit hoher und skalierbarer Sicherheit die reale Bewegung der Verkehrsteilnehmer enthalten und dabei gleichzeitig eine Anwendbarkeit auf alle Situationen ermöglichen.

Um dieses Ziel zu erreichen, wurde das Konzept der „Überapproximation des Verhaltens“ eingeführt. Dieses Konzept bewertet jede relevante Bewegungsoption, indem Anlässe berücksichtigt werden, die dazu führen, dass ein Verkehrsteilnehmer die jeweiligen Bewegungsoptionen zu einem gewissen Grad vermeidet. Durch dieses Vorgehen können die Bewegungsoptionen mit geringer Wahrscheinlichkeit identifiziert und die zugehörigen Pfade aus dem Belegungsraum ausgeschlossen werden. Zur Umsetzung dieses Konzepts werden initial in Kapitel 3.3 situationsübergreifende Annahmen hinsichtlich der verwendeten Quer- und Längsdynamiken von Verkehrsteilnehmern eingeführt und validiert. Basierend auf diesen Annahmen kann im Vergleich zu den physikalischen Möglichkeiten ein Großteil der Bewegungsoptionen situationsübergreifend aus dem Belegungsraum ausgeschlossen werden. Beispielsweise fahren 99.9% der Fahrer mit lediglich 28% der physikalisch möglichen Querbeschleunigungen.

Innerhalb der verbleibenden Längs- und Querdynamikpfade können jedoch situationsspezifisch weitere Bewegungsoptionen ausgeschlossen werden, da eine Bewegungsoption z.B. zum Verlassen der Fahrbahn führt oder zu einer Kollision mit einem anderen Verkehrsteilnehmer. Damit diese Bewegungsoptionen identifiziert und aus dem Belegungsraum ausgeschlossen werden können, wurde in Kapitel 3 eine neue Methode zur Vorhersage des Verhaltens von Verkehrsteilnehmern vorgestellt. Diese dem Konzept der „Überapproximation des Verhaltens“ entsprechende Verhaltensvorhersage berechnet im ersten Schritt die möglichen Aufenthaltsorte hinsichtlich der relevanten Querbewegungsoptionen (Kapitel 3.5.1) und überführt diese in eine rechenzeitoptimierte Repräsentationsform (Kapitel 3.5.2). Anschließend wird jede Querbewegungsoption anhand von drei Einflüssen bewertet:

- Situationsunabhängige Akzeptanz der Querdynamik (Kapitel 3.5.3): Berücksichtigt, dass Verkehrsteilnehmer betragsmäßig größere Querdynamiken zunehmend vermeiden.
- Akzeptanz der Querdynamik hinsichtlich statischer Objekte (Kapitel 3.5.4): Berücksichtigt den Einfluss statischer Objekte, wie z.B. Spurmarkierungen und Mauern.

- Akzeptanz der Querdynamik hinsichtlich dynamischer Objekte (Kapitel 3.5.6): Berücksichtigt den wechselseitigen Einfluss aller Verkehrsteilnehmer inkl. des Ego-Fahrzeugs.

Aus diesen Bewertungen der einzelnen Querbewegungsoptionen wird in Kapitel 3.5.5 eine probabilistische Vorhersage aller Aufenthaltspunkte abgeleitet, auf deren Basis abschließend die Belegungsräume unter Berücksichtigung der Längsdynamik in Kapitel 3.5.7 berechnet werden.

Um die Übertragbarkeit des Verfahrens auf andere Objektklassen zu demonstrieren, werden in Kapitel 3.6 die notwendigen Anpassungen der Verarbeitungsschritte erläutert, um die Belegungsräume von Fußgängern zu präzisieren. In Kapitel 4 werden ergänzend zwei Erweiterungen des Verfahrens vorgestellt. Die erste Erweiterung erlaubt es, Messunsicherheiten der erkannten Objekte in der Vorhersage der Belegungsräume zu berücksichtigen. Die zweite Erweiterung stellt ein Konzept vor, das durch die Aufhebung der bisherigen Annahme einer pfadweisen konstanten Querbewegung die Variabilität der Suche nach dem freien Fahrraum sinnvoll erweitert.

Abschließend werden in Kapitel 5 drei verschiedene Validierungen durchgeführt. Die erste Validierung bewertet das Verfahren und dessen Erweiterung zur Berücksichtigung von Messunsicherheiten basierend auf den in Kapitel 4.1 definierten Beispielsituationen. Aufbauend darauf werden die präzisierten Belegungsräume in der zweiten Validierung anhand realer Verkehrsdaten geprüft und die Belegungsraumfläche mit Verfahren aus der Kategorie der „overapproximated occupancy prediction“ verglichen. Abschließend wird eine Validierung einer auf den Aufenthaltswahrscheinlichkeiten basierenden Erkennung einsicherender Fahrzeuge durchgeführt. Im Gegensatz zu den ersten beiden Validierungen wurden die Prädiktionen hierbei in Echtzeit auf einer embedded Hardware eines Versuchsträgers berechnet.

Basierend auf dem in dieser Arbeit neu entwickelten Verfahren und der durchgeführten Validierung resultiert die folgende Diskussion für die in Kapitel 1.1 gestellten Forschungsfragen:

F1 - Welche Methoden und Konzepte erlauben es einem Verfahren, ohne situationsspezifisches Vorwissen, das Verhalten der Verkehrsteilnehmer in allen Verkehrssituationen vorherzusagen?

Die Anwendbarkeit des Verfahrens auf beliebige Situationen steht in der Arbeit maßgeblich im Vordergrund. Die Validierung der Beispielsituationen zeigt unter anderem, dass das Verhalten von Fahrzeugen in zwei Situationen, die sich hinsichtlich Längsdynamik, Querdynamik und Straßengeometrie signifikant unterscheiden, fehlerfrei vorhergesagt werden kann. Zudem bestätigt die Validierung auf Basis realer Verkehrsdaten, dass 98.5% von 703 Belegungsräumen in 8 urbanen Verkehrssituationen (bei maximaler Prädiktionszeit und $P_{\text{Grenz}} = 0.01$) und 99.9% von 17173 Belegungsräumen in 27 verschiedenen Autobahnsituationen (bei maximaler Prädiktionszeit und $P_{\text{Grenz}} = 0.01$) korrekt vorhergesagt wurden.

Diese situationsübergreifende Vorhersage des Verhaltens basiert auf dem Konzept der „Überapproximation des Verhalten“s der Verkehrsteilnehmer. Dieses Konzept bewertet jede Bewegungsoption, indem Anlässe berücksichtigt werden, die dazu führen, dass ein Verkehrsteilnehmer die jeweiligen Bewegungsoptionen zu einem gewissen Grad vermeidet. Dadurch wird kein Wissen über das typische Verhalten in einer Verkehrssituation benötigt und eine Anwendbarkeit auf alle

Verkehrssituationen erreicht. Die benötigten Verarbeitungsschritte, inklusive der Methoden, waren nicht bekannt und wurden in dieser Arbeit als wesentlicher Bestandteil zur Lösung einer situationsübergreifenden Vorhersage des Verhaltens neu entwickelt.

Der Grundstein der situationsübergreifenden Vorhersage liegt in der Betrachtung aller relevanten Querbewegungsoptionen anstelle einer vorab definierten Menge an Manövern bzw. Trajektorien. Um die Relevanz der Bewegungsoptionen zu bestimmen, wurden in Kapitel 3.3 Annahmen über das Quer- und Längsdynamikverhalten von Fußgängern und Fahrzeugen hergeleitet und validiert. Die auf diesen Annahmen basierende Betrachtung aller relevanten Bewegungsoptionen ist unabhängig von der aktuellen Situation. Daher ist das zukünftige Verhalten mit hoher Sicherheit abgebildet und kann identifiziert und vorhergesagt werden. Als einzige Einschränkung hinsichtlich der Betrachtung aller relevanten Querbewegungsoptionen ist die zugunsten der Rechenzeit getroffene Annahme der konstanten Querdynamik zu nennen. Ein erstes Konzept zur Aufhebung dieser Einschränkung wurde bereits in Kapitel 4.2 vorgestellt.

Damit die berechneten Bewegungsoptionen im Sinne der Verhaltens-Überapproximation bewertet werden können, wurde ein eigenes Bewertungsmaß (Akzeptanz) in dieser Arbeit entwickelt. Die Akzeptanz bewertet jede Bewegungsoption mit einem Wert zwischen 0 und 1. Die höchste Bewertung von 1 bedeutet jedoch nicht, dass der Fahrer die zugehörige Bewegungsoption sicher verwenden wird, sondern lediglich, dass es keinen Grund gibt, diese zu vermeiden. Mit einer Akzeptanz kleiner 1 kann dementsprechend die gesunkene Akzeptanz bzw. das Maß der Abneigung gegenüber einer Bewegungsoption beschrieben werden.

Um die situationsübergreifende Berücksichtigung der statischen Objekte zu erreichen, wird jede Verkehrssituation anhand der enthaltenen statischen Objekte bewertet. Dafür werden die möglichen Kollisionen zwischen jedem einzelnen statischen Objekt und den relevanten Aufenthaltspunkten eines Verkehrsteilnehmers berücksichtigt. Damit kann auf die Betrachtung von spezialisierten Manövern bzw. Fahrentscheidungen für die vorliegende Verkehrssituation - wie z.B. Spurwechsel, Kreisverkehrverlassen oder Abbiegen - verzichtet werden. Entsprechend erlaubt dieses Vorgehen, beliebige Verkehrssituationen zu berücksichtigen, solange sich diese aus einer Menge von bekannten statischen Objekten zusammensetzen. Analog dazu wird auch die Interaktion zwischen dynamischen Objekten durch die Bewertung der möglichen Kollisionsorte umgesetzt. Da alle möglichen Aufenthaltsorte für jeden Verkehrsteilnehmer bekannt sind, können mögliche Kollisionsorte zwischen Verkehrsteilnehmern, unabhängig von situationsspezifischen Manövern oder den örtlichen Relationen (Fahrzeug auf Nachbarspur, Fußgänger auf Gehweg), bestimmt werden.

F2 - Durch welche Methoden und in welchem Umfang lässt sich der Kompromiss zwischen Prädiktionsgüte und Größe des Belegungsraums - unter Berücksichtigung der Anwendbarkeit auf alle Verkehrssituationen - verbessern?

Um den Kompromiss zwischen Prädiktionsgüte und Größe des Belegungsraums zu bewerten, wurden bei der Validierung der implementierten Objektklassen jeweils die Größe des Belegungsraums zwischen dem in dieser Arbeit entwickelten Verfahren und einem Verfahren aus der Kategorie der „Overapproximated Occupancy Prediction“ verglichen. Diese Kategorie eignet sich besonders, da die entsprechenden Verfahren ebenfalls keine Limitierung hinsichtlich der Anwendbarkeit auf

verschiedene Verkehrssituationen aufweisen. Damit wird dargelegt, wie viel Belegungsraumfläche durch die Verwendung des Konzepts der Verhaltensüberapproximation eingespart werden kann und mit welchem Risiko diese Flächenreduzierung einhergeht.

Die Ergebnisse dieser Validierung zeigen, dass das in dieser Arbeit entwickelte Verfahren am Ende der Vorhersagezeit eine signifikant kleinere Belegungsraumfläche benötigt und trotzdem nur eine geringe Verletzungshäufigkeit der Belegungsräume (Fehlerrate bei zeitlich-statischer Betrachtung des Belegungsraums) aufweist. Auf dem Datensatz des Highways US101 tritt dabei eine Verletzungshäufigkeit von 0.8% auf - bei einer gleichzeitigen Flächenreduktion von bis zu 66% im Vergleich zum Verfahren SPOT [62] (bei maximaler Prädiktionszeit und $P_{\text{Grenz}} = 0.1$). Damit stehen dem autonomen Ego-Fahrzeug zur Navigation im Mittel zusätzlich 66% der Belegungsraumfläche eines jeden anderen Fahrzeugs zur Verfügung. Aufgrund der höheren Komplexität in urbanen Verkehrssituationen erhöht sich bei der Validierung der Peachtree Street in Atlanta die Verletzungshäufigkeit der Belegungsräume auf 1.55% - bei einer gleichzeitigen Reduzierung der Belegungsraumfläche um 49.5% (bei maximaler Prädiktionszeit und $P_{\text{Grenz}} = 0.05$). Auch bei der Vorhersage von Fußgängern wird die Fläche des Belegungsraums bei einer Verletzungshäufigkeit von 0.38% um bis zu 61% reduziert. Zusammenfassend ergeben sich bei dem in dieser Arbeit entwickelten Verfahren im Vergleich zu den untersuchten Verfahren der „overapproximated occupancy prediction“ deutlich kleinere Belegungsräume, die trotzdem nur mit einer sehr geringen Anzahl an Belegungsraumverletzungen einhergehen. Damit verbessert das in dieser Arbeit entwickelte Verfahren den Kompromiss aus Qualität der Prädiktionsgüte und Größe des Belegungsraums.

Erreicht werden konnte diese Verbesserung des Trade-Offs zwischen Prädiktionsgüte und Größe des Belegungsraums, indem bei der Berechnung der Belegungsräume das Verhalten der Verkehrsteilnehmer mittels einer Verhaltensvorhersage berücksichtigt wurde, sodass nur alle hinreichend wahrscheinlichen Bewegungsoptionen im Belegungsraum abgebildet werden mussten. Um dabei trotzdem eine Anwendbarkeit auf beliebige Verkehrssituationen zu erreichen, wird (wie bereits bei Forschungsfrage F1 erläutert) eine Verhaltensvorhersage, basierend auf dem Konzept der „Überapproximation des Verhaltens“, verwendet. Diese Verhaltensvorhersage berücksichtigt den Einfluss von statischen und dynamischen Objekten auf den Fahrer, indem mögliche Kollisionsorte zwischen den relevanten zukünftigen Aufenthaltsorten und den statischen und dynamischen Objekten bestimmt und bewertet werden. Die Bewertung aller möglichen Kollisionsorte und die anschließende Kombination der Einflüsse führt letztlich zur Akzeptanz einer jeden Querbewegungsoption, woraus die Vorhersage des zukünftigen Verhaltens in Form der Aufenthaltswahrscheinlichkeiten abgeleitet wird. Durch diese Aufenthaltswahrscheinlichkeiten werden im letzten Schritt des Verfahrens die Belegungsräume unter Berücksichtigung des prädizierten Verhaltens der Verkehrsteilnehmer berechnet.

Das prädizierte Verhalten der Verkehrsteilnehmer basiert neben der situationsübergreifenden Akzeptanz der Querdynamik auf der Berücksichtigung der möglichen Kollisionsorte mit den jeweiligen statischen und dynamischen Objekten. Dementsprechend resultiert die geringe Verletzungshäufigkeit der Belegungsräume in der Validierung maßgeblich aus dem modellierten Verhalten der Verkehrsteilnehmer bei der Bewertung von möglichen Kollisionsorten.

Für statische Objekte basiert die Bewertung der Kollisionsorte vornehmlich auf der Überquerbarkeit des jeweiligen statischen Objekttyps. Die Überquerbarkeit wird dabei individuell für jeden statischen Objekttyp gewählt und beschreibt als anschaulicher Modellparameter, inwieweit

ein statisches Objekt aus Sicht eines Verkehrsteilnehmers als überquerbar gilt. So können z. B. Mauern nicht überquert werden und sind entsprechend mit einer Überquerbarkeit von 0 bewertet. Gestrichelte Spurmarkierungen können zwar überfahren werden, sind allerdings mit einer leicht reduzierten Überquerbarkeit von 0.9 bewertet, da Fahrer zumeist ihrer Spur folgen.

Zur Berücksichtigung dynamischer Objekte wird auf die situationsübergreifende Annahme zurückgegriffen, dass Verkehrsteilnehmer an keinem Unfall beteiligt sein wollen und deshalb Aufenthaltsorte mit einer zu hohen Kollisionswahrscheinlichkeit vermeiden. Zur Bewertung der Kollisionspunkte wird daher auf Basis einer initialen Vorhersage des Verhaltens die Kollisionswahrscheinlichkeit bestimmt. Für jeden Kollisionspunkt, der eine definierte Grenzkollisionswahrscheinlichkeit überschreitet, wird anschließend das angenommene risikovermeidende Verhalten berücksichtigt. Dafür wird ein Akzeptanzwert so berechnet, dass die resultierende Kollisionswahrscheinlichkeit nach der wechselseitigen Berücksichtigung der dynamischen Objekte unterhalb der Grenzkollisionswahrscheinlichkeit liegt.

F3 - Welche Maßnahmen und Methodiken sind notwendig, um das Verfahren auf einer Hardware, die dem heutigen Serienstandard für Fahrerassistenzsysteme entspricht, auszuführen?

Das Verfahren benötigt auf einem Mercedes-Benz Steuergerät mit einem 800 MHz ARM-CPU (Dual Core A15 TI) Prozessor ca. 1.1 ms für die Vorhersage eines Fahrzeugs - bei einem gleichzeitigen Speicherbedarf von 0.159 MByte pro Fahrzeug¹. Diese echtzeitfähige und ressourcenschonende Umsetzung des Verfahrens basiert auf einer Kombination aus Annahmen und einer effizienten Umsetzung aller Verarbeitungsschritte.

Einerseits werden die Belegungsräume lediglich hinsichtlich der Querdynamik an die aktuelle Situation angepasst, wohingegen die Längsdynamik auf Basis situationsübergreifender Annahmen berücksichtigt wird. In Kombination mit der Annahme der konstanten Querdynamik resultiert aus diesem Vorgehen eine akzeptable Anzahl an relevanten zukünftigen Bewegungsoptionen, die durch das Verfahren berechnet und bewertet werden müssen. Trotzdem resultiert ein hoher Rechenaufwand aus der Bestimmung aller möglichen Kollisionen zwischen relevanten zukünftigen Aufenthaltspunkten eines jeden Objekts und den statischen und dynamischen Objekten der aktuellen Verkehrssituation. Die echtzeitfähige Ausführung der vollständigen Kollisionsprüfung ermöglicht die auf objektspezifischen, lokalen Belegungskarten basierende effiziente Berechnungsmethodik entsprechend Kapitel 3.5.2.

F4 - Können mit einem Verfahren mehrere Objekttypen vorhergesagt werden und wie umfangreich sind die Anpassungen an eine neue Objektklasse?

In dieser Arbeit steht überwiegend die Vorhersage von Fahrzeugen im Vordergrund. Gleichwohl wurde das entwickelte Verfahren auch für die Objektklasse „Fußgänger“ umgesetzt und validiert. Die Validierungsergebnisse der Belegungsräume von Fußgängern zeigen, dass sich das Verfahren ohne Nachteile in der Performance auch auf andere Objektklassen übertragen lässt.

¹Rechenzeit und Speicherbedarf basierend auf Parameterwahl entsprechend Tabelle 5.7

Der Modellierungsaufwand entfällt dabei hauptsächlich auf drei Verarbeitungs- bzw. Analyse-schritte. Einerseits müssen die Annahmen zur verwendenden Quer- und Längsdynamik individuell für jede Objektklasse getroffen und validiert werden. Im Falle des Fußgängers wurde eine Analyse des Richtungs- und Geschwindigkeitsänderungsverhaltens auf Basis des Stanford-Drone-Datasets durchgeführt. Zudem wird für jede Objektklasse aufgrund der individuellen Bewegungsmöglichkeiten ein eigenes Bewegungsmodell benötigt. Abschließend muss eine Verhaltensanalyse der situationsunabhängigen Akzeptanz der Querdynamik für jedes Objekt durchgeführt werden. Dabei ist jedoch zu beachten, dass sich die verwendeten Methoden nicht zwingend von einer Objektklasse auf eine andere übertragen lassen und daher beispielsweise im Fall des Fußgängers eine neue Analysemethode benötigt wurde.

F5 - Wie muss das Verfahren gestaltet sein, damit es auch bei einer unvollständigen Repräsentation des Umfelds in den Eingangsdaten noch zu validen Ergebnissen kommt?

In dem Verfahren dieser Arbeit wird jedes statische Objekt einzeln bewertet. Dieses Vorgehen bietet unter anderem den Vorteil, dass selbst bei einer unvollständigen Repräsentation der statischen Umwelt die Information jedes zur Verfügung stehenden statischen Objekts berücksichtigt werden kann, um eine bestmögliche Prädiktion des Verhaltens zu berechnen. Somit lässt sich das Verfahren auch bei Fahrerassistenzsystemen anwenden, die z. B. nur die eigene Fahrspur erkennen und keine hochgenaue Karte der Umwelt besitzen.

Dass diese Überlegungen auch in realen Verkehrssituationen Bestand haben, zeigen die Ergebnisse der Einscherervalidierung. Die Erkennungszeiten und die Erkennungsgenauigkeit sind dabei vergleichbar mit Verfahren der approximativen Verhaltensvorhersage, obwohl für die Berechnung der Aufenthaltswahrscheinlichkeiten bei dieser Validierung lediglich die Ego-Fahrspur zur Verfügung stand.

F6 - Wie können die länderspezifischen Verhaltensweisen der Fahrer bestimmt und bei der Verhaltensvorhersage berücksichtigt werden?

Die situationsunabhängige Akzeptanz der Querdynamik lässt sich mittels der beschriebenen Verhaltensanalysen auf Basis entsprechender Daten an das Verhalten der Verkehrsteilnehmer in einem anderen Kulturkreis anpassen. Bei der Modellierung der Methoden zur Berücksichtigung der statischen und dynamischen Objekte wurden zudem bereits geeignete Parameter zur Adaption des Verfahrens an länderspezifische Verhaltensweisen eingeführt. Statische Objekte werden anhand der Überquerbarkeit berücksichtigt. Die Überquerbarkeit kann entsprechend angepasst werden, um den unterschiedlichen Einfluss eines statischen Objekttyps (z. B. durchgezogene Spurmarkierungen) an das jeweilige länderspezifische Verhalten anzupassen. Bei der Bewertung der dynamischen Objekte wird die maximal akzeptierte Kollisionswahrscheinlichkeit als Grundlage der Berechnung verwendet. Dieser Parameter beschreibt, wie stark und ab welchem Risiko eine Interaktion zwischen Verkehrsteilnehmern berücksichtigt wird. Damit erlaubt dieser Parameter die Anpassung der Risikobereitschaft an den jeweiligen Kulturkreis.

Sowohl die maximal akzeptierte Kollisionswahrscheinlichkeit als auch die Überquerbarkeit der statischen Objekte wurden im Rahmen dieser Arbeit heuristisch aus Simulationen und Messdaten des Versuchsträgers festgelegt. Daher sollten für diese Größen zukünftige Methoden zur systematischen Bestimmung erarbeitet werden.

6.2. Ausblick

Die Methoden zur Berücksichtigung statischer und dynamischer Objekte bieten mittels der maximal akzeptierten Kollisionswahrscheinlichkeit dynamischer Objekte und der Überquerbarkeit statischer Objekte bereits Parameter, um das Verfahren an die Verhaltensweisen der Fahrer in unterschiedlichen Kulturkreisen bzw. Ländern anzupassen. Zur Übertragung des Verfahrens auf andere Länder sollten jedoch zukünftig Methodiken bereitgestellt werden, die eine systematische Bestimmung aller relevanten Verhaltensparameter des Verfahrens erlauben.

Die Annahme der konstanten Querdynamik wurde im Rahmen dieser Arbeit eingeführt, um die Echtzeitfähigkeit des Verfahrens für heutige Serienfahrzeuge sicherzustellen. In Situationen, in denen nur Querbewegungsoptionen mit dynamischem Querdynamikverlauf eine kollisionsfreie Bewegung ermöglichen (Abbildung 4.4), führt die Annahme der konstanten Querdynamik zu größeren Belegungsräumen. Daher wäre eine Erweiterung des Verfahrens zur Berücksichtigung dynamischer Querdynamikverläufe sinnvoll. Einerseits könnte das Verfahren damit jede relevante Querbewegungsoption berücksichtigen (siehe Diskussion Forschungsfrage F1) und andererseits ist mit einer weiteren Verbesserung des Kompromisses zwischen Belegungsraumgröße und Prädiktionsgüte zu rechnen. Ein initiales Konzept, wie eine effiziente Umsetzung aussehen könnte, wird in dieser Arbeit in Kapitel 4.2 vorgestellt.

Durch die Implementierung zweier Objektklassen zeigt das Verfahren, dass es grundsätzlich für mehrere Objektklassen geeignet ist. Jedoch umfasst der reale Verkehr weit mehr als diese zwei Objektklassen. Entsprechend sollten zukünftig alle relevanten Objektklassen in dem Verfahren abgebildet werden. Damit würde sich das in dieser Arbeit entwickelte Verfahren, ausgehend von einer Verhaltensvorhersage für eine definierte Menge an Objekten, zu einer situationsübergreifenden Lösung zur Beherrschung des unsicheren, zukünftigen Verhaltens aller relevanten Verkehrsteilnehmer entwickeln.

Anhang A.

Untersuchung der Längsdynamik von Fahrzeugen

Im Kapitel 3.3.1 werden verschiedene Annahmen hinsichtlich der verwendeten Längsdynamik von Fahrzeugen eingeführt und validiert. Diese Annahmen leiten sich grundsätzlich aus den bereits untersuchten Annahmen zur Querdynamik ab, sodass die Diskussion auf die beiden relevanteren Annahmen 1 und 4 beschränkt werden können. Die Ergebnisse der beiden nicht diskutierten Annahmen 2 und 3 werden ergänzend in diesem Kapitel vorgestellt. Dabei sind die Annahmen definiert als:

Annahme 2 zur Längsbewegung von Fahrzeugen: Fahrer vermeiden innerhalb der Prädiktionszeit Längsbeschleunigungen außerhalb des „Natürlichen Längsbeschleunigungsintervalls“ I_{NLB} relativ zu ihrer aktuell herrschenden Längsbeschleunigung.

Annahme 3 zur Längsbewegung von Fahrzeugen: Die resultierende Längsbewegung bleibt aufgrund der Längsbeschleunigung für die Prädiktionszeit innerhalb der Längsbewegungslimitierung, welche durch das „Natürliche Längsbeschleunigungsintervall“ I_{NLB} definiert wird.

Diese beschriebenen Annahmen führen ein „Natürliches Längsbeschleunigungsintervall“ $I_{NLB} = [\check{a}_{x,NLB}; \hat{a}_{x,NLB}]$ ein, welches das Ziel hat, mit hoher Sicherheit die reale Längsdynamik zu enthalten. Zur Überprüfung dieser Annahmen wird daher jeweils die Verletzungshäufigkeit berechnet. Diese Berechnungen sind weitestgehend analog der Untersuchung der Annahmen hinsichtlich der Querdynamik (Kapitel 3.3.1). Aufgrund der Asymmetrie von I_{NLB} ist die Verletzungshäufigkeit jedoch von zwei Parametern abhängig. Damit die Häufigkeit der Verletzung $V(\check{a}_{x,NLB}, \hat{a}_{x,NLB})$ für jede Kombination des Intervalls I_{NLB} zur Verfügung steht, wird immer die Häufigkeit der Verletzung der unteren Intervallgrenze $\check{V}(\check{a}_{x,NLB})$ und die Häufigkeit der Verletzung der oberen Intervallgrenze $\hat{V}(\hat{a}_{x,NLB})$ angegeben. Die gesamte Häufigkeit der Verletzung $V(\check{a}_{x,NLB}, \hat{a}_{x,NLB})$ ergibt sich durch Addition entsprechend in Gleichung 3.29.

Basierend auf der Validierung und dem Datensatz aus Kapitel 3.3.1 sind die Verletzungshäufigkeiten der Annahmen 2 und 3 für unterschiedliche Prädiktionszeiten t_{pred} in Abbildung A.1 und Abbildung A.2 dargestellt.

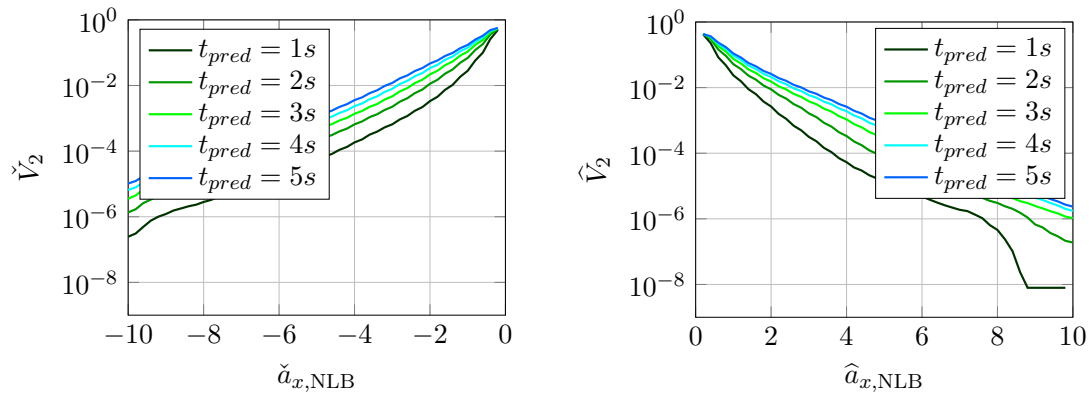


Abbildung A.1.: Validierung der Annahme 2 übertragen auf die Längsbewegung von Fahrzeugen

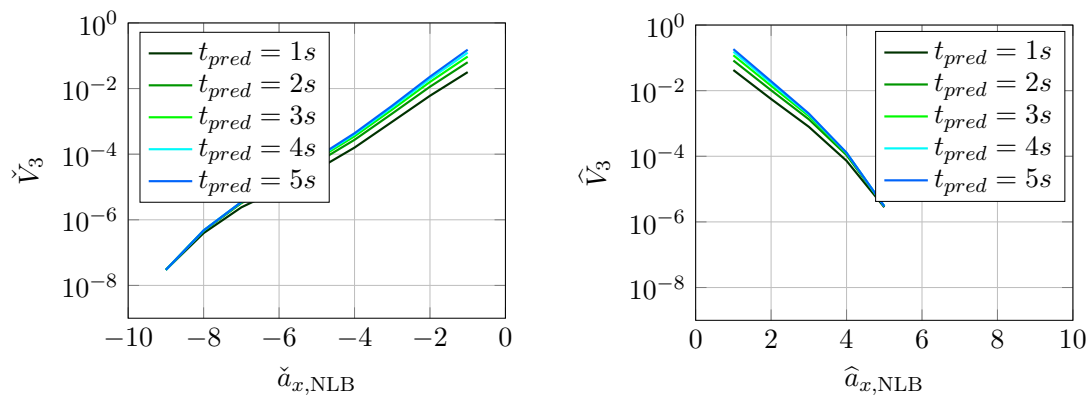


Abbildung A.2.: Validierung der Annahme 3 übertragen auf die Längsbewegung von Fahrzeugen

Anhang B.

Rechenzeitoptimierte Repräsentationsform der möglichen Aufenthaltspunkte

B.1. Initiale Kollisionsprüfung eines Gitterpunkts

Dieser Abschnitt beschreibt eine effiziente, initiale Kollisionsprüfung der Gitterpunkte als Ergänzung zur „Kollisionsprüfung mit der Repräsentationsform 2 - Gitterpunkte“ in Kapitel 3.5.2.

Die folgende Berechnung von $\mathcal{K}_{n,i,k}^G$ nutzt zwei aus dem Bewegungsmodell resultierende Eigenschaften der Gitterpunkte, um eine effizientere Berechnung zu erreichen. Die erste Eigenschaft nutzt die zunehmend räumliche Ausbreitung der möglichen Aufenthaltsorte im Laufe der Prädiktionszeit. Denn durch diese zunehmend räumliche Ausbreitung gilt, dass $\mathcal{K}_{n,i,k}^G$ zum Zeitschritt k eine Untermenge von $\mathcal{K}_{n,i,k-1}^G$ des Zeitschritts $k - 1$ ist

$$\mathcal{K}_{n,i,k}^G \subset \mathcal{K}_{n,i,k-1}^G. \quad (\text{B.1})$$

Dieser Zusammenhang soll durch Abbildung B.1 **a** verdeutlicht werden. Dazu werden zwei aufeinanderfolgende Gitterpunkte (grüner und roter Punkt) der gleichen Querbeschleunigung, in diesem Fall $a_y = 0$, betrachtet. Für alle dargestellten Trajektorien befindet sich der rote Punkt zwischen den Trajektorien der linken und rechten Fahrzeugecke. Das bedeutet, dass der rote Punkt für alle dargestellten Trajektorien überstrichen bzw. überquert wird. Einen Zeitschritt später, überquert jedoch nur noch ein Teil der dargestellten Trajektorien (markiert als durchgezogene Linien) den folgenden grünen Punkt. Wie an diesem Beispiel exemplarisch erkennbar ist, gilt aufgrund der zunehmend räumlichen Ausbreitung: $\mathcal{K}_{n,i,k}^G \subset \mathcal{K}_{n,i,k-1}^G$. Für die initiale Kollisionsprüfung bedeutet dies, dass zur Bestimmung von $\mathcal{K}_{n,i,k}^G$ lediglich jene Querbeschleunigungen geprüft werden müssen, welche in $\mathcal{K}_{n,i,k-1}^G$ enthalten sind.

Die zweite vorteilhafte Eigenschaft besteht darin, dass alle Querbeschleunigungen zwischen den minimalen und maximalen Querbeschleunigungen in $\mathcal{K}_{n,i,k}^G$ ebenfalls in $\mathcal{K}_{n,i,k}^G$ enthalten sind. Diese Eigenschaft resultiert aus der Konzeptannahme, nur Trajektorien mit konstanter Querdynamik zu untersuchen sowie der homogen räumlichen Verteilung der Gitterpunkte (siehe Berechnung Gitterpunkte in Kapitel 3.5.2). Dargestellt ist dieses in Abbildung B.1 **b**. Alle Trajektorien zwischen der roten und der blauen Trajektorie überqueren den betrachteten roten Punkt, wobei die roten und die blauen Trajektorien mit der minimalen und der maximalen Querbeschleunigung von $\mathcal{K}_{n,i,k}^G$ verknüpft sind. Für jede Querbeschleunigung außerhalb des Intervalls $\mathcal{K}_{n,i,k}^G$ verfehlt daher das Fahrzeug den roten Punkt. Für die Berechnung folgt daraus, dass es ausreicht, die

beiden Querbeschleunigungen zu bestimmen, deren Bewegungspfade gerade noch zum Überqueren eines betrachteten Punkts führen. Damit ergibt sich als Definition von $\mathcal{K}_{n,i,k}^G$:

$$\mathcal{K}_{n,i,k}^G = \{i' \mid \min(\mathcal{K}_{n,i,k}^G) < i' < \max(\mathcal{K}_{n,i,k}^G)\}. \quad (\text{B.2})$$

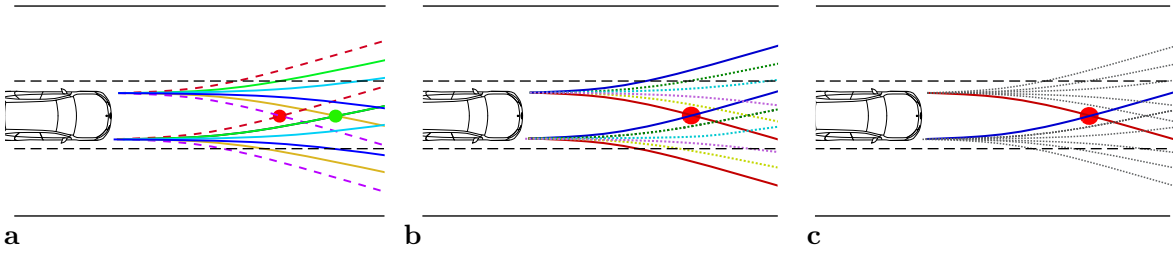


Abbildung B.1.: Validierung der Annahme 1 zur Längsbewegung von Fahrzeugen: **a** Vergleich der überlappenden Querbeschleunigungen zwischen zwei Zeitschritten; **b** Beispiel, das die minimale und maximale Querbeschleunigung $\mathcal{K}_{n,i,k}^G$ definiert; **c** Trajektorien die im Algorithmus geprüft werden

Der Berechnungsalgorithmus von $\mathcal{K}_{n,i,k}^G$ wird anhand des Pseudo-Codes B.1 beschrieben. Dabei werden die beiden Eigenschaften aus den Gleichungen B.2 und B.1 in Kombination mit der Edge-Function genutzt, um eine effiziente Berechnung zu gewährleisten. Der Algorithmus bestimmt für jeden Gitterpunkt die Grenzwerte i_{\max} und i_{\min} , welche entsprechend der Gleichung B.2 die Menge $\mathcal{K}_{n,i,k}^G$ vollständig definieren. Um diese Grenzwerte zu bestimmen, soll der Algorithmus

- den oberen Grenzwert i_{\max} solange reduzieren, bis der Gitterpunkt rechts der rechten Ecke ist.
- den unteren Grenzwert i_{\min} solange erhöhen, bis der Gitterpunkt links der linken Ecke ist.

Anschließend werden beide Indizes jeweils auf einen Wert zurückgesetzt, da nach der Iteration in i_{\max} und i_{\min} jeweils die erste Querbeschleunigung enthalten ist, welche den Gitterpunkt nicht mehr überfährt. Auf Basis der rückgesetzten Indizes ergibt sich dann $\mathcal{K}_{n,i,k}^G$. Das Ergebnis ist in Abbildung B.1 c dargestellt, wobei die blauen und die roten Trajektorien jeweils den korrigierten Indizes i_{\max} und i_{\min} entsprechen und alle getesteten Trajektorien in grauer Farbe eingezeichnet sind.

Aufgrund des Zusammenhangs in Gleichung B.1 müssen für die folgenden Zeitschritte i_{\max} und i_{\min} nicht neu initialisiert werden, sondern der Algorithmus kann mit aktuellen Werten fortgesetzt werden. Lediglich für den Fall, dass $\mathcal{K}_{n,i,k}^G$ für alle Gitterpunkte einer Querbeschleunigung i vollständig bestimmt ist, müssen i_{\max} und i_{\min} vor der Analyse der nächsten Querbeschleunigung zurückgesetzt werden.

Algorithmus B.1 Bestimmung von $\mathcal{K}_{n,i,k}^G$

```

 $i_{a_y} \leftarrow 0$ 
while  $i_{a_y} < I$  do
   $i_{\min} \leftarrow 0$  {Initialisierung der minimalen Querbeschleunigung in  $U_{n,k,i_{a_y}}$ }
   $i_{\max} \leftarrow I$  {Initialisierung der maximalen Querbeschleunigung in  $U_{n,k,i_{a_y}}$ }
  while  $k_t < K$  do
    while  $E(x_{n,i_{a_y},k_t}^G, y_{n,i_{a_y},k_t}^G, x_{n,i_{\max},k_t}^{vr}, x_{n,i_{\max},k_t}^{vr}, x_{n,i_{\max},k_t-1}^{vr}, x_{n,i_{\max},k_t-1}^{vr}) \leq 0$  do
       $i_{\max} = i_{\max} - 1$  { $i_{\max}$  herunterzählen bis der Punkt rechts der rechten Fahrzeugecke liegt}
    end while
     $i_{\max} = i_{\max} + 1$  {einen Wert zurücksetzen, da der aktuelle Wert die Bedingung verletzt}
    while  $E(x_{n,i_{a_y},k_t}^G, y_{n,i_{a_y},k_t}^G, x_{n,i_{\min},k_t}^{vl}, x_{n,i_{\min},k_t}^{vl}, x_{n,i_{\min},k_t-1}^{vl}, x_{n,i_{\min},k_t-1}^{vl}) \geq 0$  do
       $i_{\min} = i_{\min} + 1$  { $i_{\min}$  hochzählen bis der Punkt links der linken Fahrzeugecke liegt}
    end while
     $i_{\min} = i_{\min} - 1$  {einen Wert zurücksetzen, da der aktuelle Wert die Bedingung verletzt}
     $\mathcal{K}_{n,i_{a_y},k_t} = \{i \mid i_{\min} \leq i \leq i_{\max}\}$  {Ergebnis auf Basis von  $i_{\min}$  und  $i_{\max}$ }
     $k_t = k_t + 1$  {nächsten Zeitschritt berechnen, dabei auf die Werte von  $i_{\min}$  und  $i_{\max}$  des letzten Zeitschritts zurückgreifen}
  end while
   $i_{a_y} = i_{a_y} + 1$  {nächste Querbeschleunigung berechnen}
end while

```

Anhang C.

Situationsunabhängige Akzeptanz der Querdynamik - Basisakzeptanzverteilung

C.1. Spurrekonstruktionsverfahren

Ziel des folgenden Spurrekonstruktionsverfahrens C.1 ist es, die Straßengeometrie anhand der Daten eines Fahrzeugs mit Spurerkennung zu rekonstruieren. Die Grundlage dafür bildet die zu jedem Zeitschritt k gemessene Geschwindigkeit sowie die erkannten Spurmarkierungen im fahrzeugfesten Koordinatensystem.

Die Geschwindigkeit v des Fahrzeugs und die erkannten Fahrbahnmarkierungen L werden verwendet, um die Karte M mit allen erkannten Punkten zu füllen. Da sich das Fahrzeug vorwärts bewegt, ändert sich das Koordinatensystem in jedem Zeitschritt, in dem die Fahrbahnmarkierungen L detektiert werden. Damit eine auf einem Koordinatensystem basierende, konsistente Karte M entsteht, muss die Bewegung des Fahrzeugs zu jedem Zeitschritt kompensiert werden. Während die Längsbewegung des Fahrzeugs durch $v \cdot \Delta t$ approximiert und berücksichtigt wird, sind die Querbewegung und die Drehung unbekannt. Um diese Größen zu ermitteln, minimiert die Funktion *miniDist* den Abstand zwischen den detektierten Fahrbahnmarkierungen L und den bereits in der Karte enthaltenen Punkten M basierend auf einer Rotation und seitlicher Verschiebung von L . Diese Operation basiert darauf, dass aufgrund der hohen Abtastrate nur ein Teil der Fahrbahnmarkierungen neu detektiert wird und ein großer Teil bereits in M eingetragen ist. Bei einem minimalen Abstand zwischen den neuen Punkten (detektierte Fahrbahnmarkierungen L) und den bereits detektierten Punkten (Karte M) liegen die in beiden Datensätzen enthaltenen Fahrbahnmarkierungen übereinander, d.h. sie befinden sich im gleichen Koordinatensystem. Die resultierenden Fahrspurmarkierungspunkte L_{Rot} von *miniDist* kompensieren daher die seitliche Bewegung und die Drehung des Fahrzeugs. Daher können die korrigierten Punkte L_{Rot} verwendet werden, um wieder die Karte M zu erweitern. Nach Berücksichtigung aller Zeitschritte t_{max} enthält die lokale Karte M alle detektierten Fahrspurmarkierungspunkte in einem Koordinatensystem. Als letzter Schritt des lokalen Mapping-Ansatzes berechnet die Funktion *fit* den gewünschten Polygonzug aus allen Punkten in M .

Algorithmus C.1 Spurrekonstruktionsverfahren

```
1: Initialisierung der Mengen in der alle erkannten Punkte der Spurmarkierung abgelegt werden
2:  $M \leftarrow []$ 
3: while  $k < k_{max}$  do
4:    $v \leftarrow$  Geschwindigkeit des Fahrzeugs zum Zeitschritt  $k$ 
5:    $L \leftarrow$  erkannte Spurmarkierungen zum Zeitschritt  $k$ 
6:   if  $k == 1$  then
7:     Erster Schritt: alle erkannten Punkte hinzufügen
8:      $M \leftarrow L$ 
9:   else
10:    Längsbewegung berücksichtigen
11:     $M \leftarrow M - [v \cdot \Delta t, 0]^T$ 
12:    affine Transformation von  $L$ , sodass der Abstand zu  $M$  minimal ist
13:     $L_{Rot} \leftarrow \text{miniDist}(L, M)$ 
14:    neue Punkte zu  $M$  hinzufügen
15:     $M \leftarrow [M, L_{Rot}]$ 
16:   end if
17: end while
18: Polygonzug aus  $M$  berechnen
19:  $LaneMarking \leftarrow \text{fit}(M)$ 
```

C.2. Fehlerbetrachtung der berechneten Querbeschleunigung von Fahrzeugen in Ausfahrten

In diesem Kapitel soll die Genauigkeit der berechneten Querbeschleunigungen eines passierenden Fahrzeugs in einer Autobahnausfahrt ermittelt werden. Die zugrunde gelegte Methode zur Bestimmung der Querbeschleunigung ist in Kapitel 3.5.3 beschrieben.

Im ersten Schritt wird eine theoretische Betrachtung der möglichen Fehler durchgeführt. Am Ende der Betrachtung wird durch Kombination der Messfehler die mittlere Genauigkeit der berechneten Querbeschleunigungen $\overline{F_{ay}}$ bestimmt. Dabei werden einerseits Messfehler in den Größen Radius und Geschwindigkeit berücksichtigt, sowie Abweichungen der zugrunde gelegten Annahmen bezüglich Fahrbahnneigung und Kurvenschneideverhalten betrachtet. Abschließend wird zusätzlich auf Basis einer Messreihe mit einem Versuchsträger noch eine quantitative Validierung der berechneten Querbeschleunigungen durchgeführt.

C.2.1. Geschwindigkeitsmessfehler

Der Geschwindigkeitsfehler der Messstation wird von der ZVM München mit $\pm 3\%$ ab $100 \frac{km}{h}$ und $\pm 3 \frac{km}{h}$ unter $100 \frac{km}{h}$ angegeben [22].

C.2.2. Radiusmessfehler

Ein Fehler im Kurvenradius kann durch zwei Einflüsse entstehen: einerseits durch Ungenauigkeiten des Spurverlaufs aus dem Rekonstruktionsverfahren und andererseits durch ein Abweichen zwischen der tatsächlichen Trajektorie und der zur Berechnung verwendeten Normtrajektorie. Da das Kurvenschneideverhalten auf einer einfachen Annahme basiert, von der aber eine Abweichung zu erwarten ist und das Rekonstruktionsverfahren bezüglich des unterlegten Satellitenbildes in Abbildung 3.46 eine hohe Genauigkeit aufweist, beschränkt sich in diesem Abschnitt die Betrachtung auf den Fehler, der aus den Abweichungen zwischen Real- und Normtrajektorie resultiert.

Um eine Abschätzung des möglichen Fehlers zu erhalten, muss der Radius an der Messstelle in Abhängigkeit von verschiedenen Trajektorien betrachtet werden. Da die Normtrajektorie ein kurvenschneidendes Verhalten abbildet, wird als möglicher Fehler der Radius einer Durchfahrt ohne jegliches kurvenschneidendes Verhalten verwendet. Dazu wird der Radius auf Basis der Mittellinie der rechten und linken Straßenbegrenzung bestimmt. Die mittlere Abweichung des Radius zwischen Normtrajektorie und einer maximal kurveninneren Fahrweise beträgt -11% . Damit wird für den Radius ein mögliches Fehlerintervall von $[0\%, -11\%]$ angenommen.

C.2.3. Kurvenneigung

Die Kurvenneigung wird bereits bei der Berechnung der Querbeschleunigung berücksichtigt. Jedoch ist der exakte Neigungswert nicht bekannt. Daher wird mit dem mittleren Kurvenneigungswert von $\bar{\alpha} = 3^\circ$ gerechnet. Damit ergibt sich durch die baulichen Möglichkeiten eine Abweichung von $\pm 1.57^\circ$, welche in der Fehlerbetrachtung berücksichtigt werden muss.

C.2.4. Theoretische Fehlerberechnung

Ausgehend von den Fehlereinflüssen auf Radius, Geschwindigkeit und Fahrbahnneigung soll in diesem Abschnitt der Fehler der berechneten Querbeschleunigungen durch eine theoretische Betrachtung bestimmt werden. Dieser Fehlerwert soll die zu erwartende Genauigkeit des Ergebnisses angeben. Die Berechnung des Fehlers wird dabei durch Permutation aller möglichen Fehlerkombinationen für jeden berechneten Querbeschleunigungswert durchgeführt. Das bedeutet, dass für jede Beobachtung $b \in [0, B] \wedge b \in \mathbb{N}$, bestehend jeweils aus einer Geschwindigkeit v_b und einem Radius R_b der Fehler F_{a_y} für alle möglichen Permutationen der Fehlereinflüsse berechnet wird. Die Fehlereinflüsse der vorausgegangenen Kapitel werden dafür entsprechend diskretisiert:

$$\begin{aligned} \Delta V &= \{-3\%, \dots, 3\%\} = \{\Delta v_1, \dots, \Delta v_u, \dots, \Delta v_U\} \quad \text{mit } u \in [0, U] \wedge u \in \mathbb{N}, \\ \Delta R &= \{0\%, \dots, -11\%\} = \{\Delta r_1, \dots, \Delta r_w, \dots, \Delta r_W\} \quad \text{mit } w \in [0, W] \wedge w \in \mathbb{N}, \\ \Delta A &= \{-1.57^\circ, \dots, 1.57^\circ\} = \{\Delta \alpha_1, \dots, \Delta \alpha_z, \dots, \Delta \alpha_Z\} \quad \text{mit } z \in [0, Z] \wedge z \in \mathbb{N}. \end{aligned} \tag{C.1}$$

Die Größen U , W und Z hängen von der jeweiligen Auflösung der Diskretisierung ab, wobei für die Geschwindigkeit eine Auflösung von 0.25% , für den Radius eine Auflösung von 0.5% und für

den Neigungswinkel eine Auflösung von 0.1° verwendet wird. Die Berechnung des Fehlers F_{a_y} ergibt sich dann - basierend auf der in Kapitel 3.5.3 eingeführten Gleichung 3.83 - als

$$F_{a_y,b,v,w,z} = \cos(\bar{\alpha}) \frac{v_b^2}{R_b} - \sin(\bar{\alpha})g - \left[\cos(\bar{\alpha} + \Delta\alpha_z) \cdot \frac{(v_b + \max(0.83, v_b \cdot \Delta v_u))^2}{R_b + R_b \cdot \Delta r_w} - \sin(\bar{\alpha} + \Delta\alpha_z)g \right], \quad (\text{C.2})$$

wobei der erste Teil die Berechnung der Querschleunigung nach Gleichung 3.83 für die betrachtete Beobachtung b darstellt. Der zweite Teil der Gleichung berechnet die Querschleunigung unter Berücksichtigung der Abweichungen von Geschwindigkeit, Radius und Fahrbahnneigung. Durch die Subtraktion der beiden Gleichungsteile entsteht dann der Fehlerwert. Da die Abweichungen von Geschwindigkeit und Radius in Prozent angegeben sind, werden diese in der Gleichung in Abhängigkeit von der jeweiligen Beobachtung berechnet.

Um den mittleren Fehler der Auswertung zu bestimmen, muss die Wahrscheinlichkeit einer Kombination von Abweichungen Δv_u , Δr_w und $\Delta\alpha_z$ berücksichtigt werden. Da dafür jedoch keine Informationen zur Verfügung stehen, wird eine Gleichverteilung angenommen. Diese Annahme wird als valide angesehen, da dadurch höhere Fehler als bei alternativen Verteilungsfunktionen, wie z.B. einer Gaußverteilung, resultieren.

Der mittlere Fehler aller Abweichungen berechnet sich entsprechend der Gleichverteilung als Mittelwert aller möglichen Fehlerpermutationen:

$$\overline{F_{a_y}} = \frac{1}{B \cdot V \cdot W \cdot Z} \cdot \sum_{\forall b} \sum_{\forall v} \sum_{\forall w} \sum_{\forall z} |F_{a_y,b,v,w,z}|. \quad (\text{C.3})$$

Abschließend ergibt sich damit ein mittlerer Fehler der Querschleunigungen von $\overline{F_{a_y}} = 0.266 \frac{\text{m}}{\text{s}^2}$.

C.2.5. Quantitative Messreihe

Um die vorausgegangene, theoretische Betrachtung nochmals mit realen Daten zu untermauern, wurde eine Messreihe mit einem Versuchsträger durchgeführt. Bei dem Versuch wurden die untersuchten Ausfahrten mit einem Versuchsträger abgefahren. Dabei wurden sowohl Fahrgeschwindigkeit als auch die Querschleunigung aufgezeichnet. Durch eine seitlich am Fahrzeug befestigte Kamera konnte im Nachgang der exakte Zeitpunkt ermittelt werden, zu dem das Fahrzeug die Messtation passierte. Ausgehend davon, wurden auf Basis von Gleichung 3.83 mit der vom Fahrzeug gemessenen Geschwindigkeit die zu erwartende Querschleunigung berechnet und mit der tatsächlich im Fahrzeug aufgezeichneten Querschleunigung verglichen. Der mittlere absolute Fehler beträgt basierend auf insgesamt 15 Durchfahrten bei dieser messtechnischen Betrachtung $0.161 \frac{\text{m}}{\text{s}^2}$.

C.2.6. Zusammenfassung der Fehlerbetrachtung

Die theoretische Betrachtung aller Fehlereinflüsse ergibt eine zu erwartende Genauigkeit von $0.266 \frac{\text{m}}{\text{s}^2}$. Diese Abweichung ist zwar größer als jene welche mit einem Sensor im Fahrzeug erreicht

C.3. Ergebnisse der situationsunabhängigen Akzeptanz der Querdynamik bei Regen und Schnee

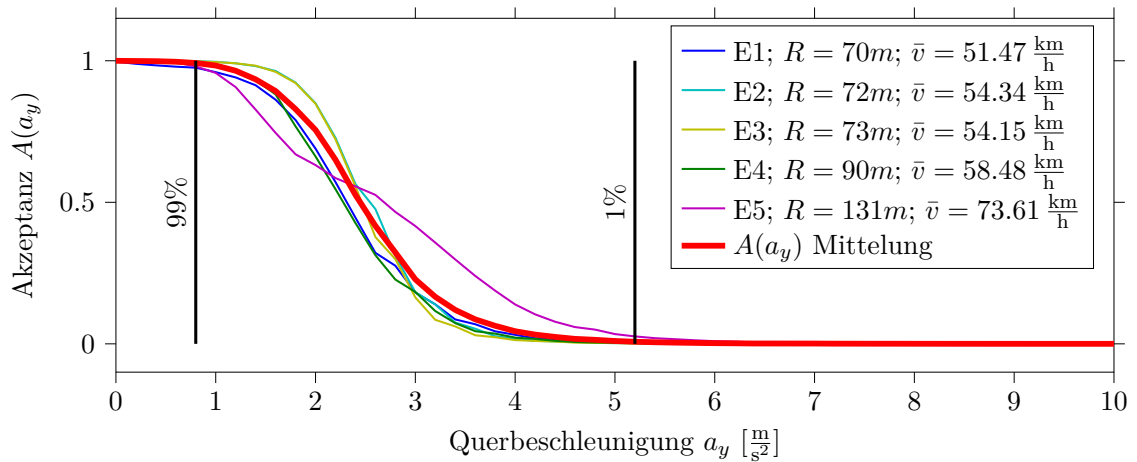


Abbildung C.1.: Ergebnisse der Akzeptanzverteilung basierend auf 11 evaluierten Tagen in 5 Ausfahrten bei regnerischem Wetter

werden könnte. Für eine statistische Auswertung - basierend auf einer großen Anzahl an Beobachtungen b - ist diese durchaus akzeptabel. Die mit einem Versuchsträger im Nachgang an den Versuch durchgeführte quantitative Validierung bestätigt die ausreichende Genauigkeit für die statistische Auswertung mit einem Wert von $0.161 \frac{\text{m}}{\text{s}^2}$.

C.3. Ergebnisse der situationsunabhängigen Akzeptanz der Querdynamik bei Regen und Schnee

Zusätzlich zur Auswertung der Querbeschleunigungsakzeptanz bei sonnigem Wetter in Kapitel 3.5.3 wurden die Wetterbedingungen Regen und Schneefall untersucht. Die zugehörigen Ergebnisse sind in Abbildung C.1 und Abbildung C.2 dargestellt und basieren auf den in Tabelle C.1 aufgelisteten Tagen und den zugehörigen Wetterbedingungen.

Datum	Regen $[\frac{l}{h}]$	Mittlere Temp. [$^{\circ}C$]	Min. Temp. [$^{\circ}C$]	Max. Temp. [$^{\circ}C$]
Tage mit Regen				
16.05.18	22.3	10.7	-	-
12.06.18	61.7	18.1	-	-
28.06.18	20.7	14.2	-	-
24.05.18	28.7	16.7	-	-
21.07.18	26	18	-	-
22.07.18	18.1	17.1	-	-
27.10.18	24.5	5.8	-	-
13.09.18	13.7	19.3	-	-
15.03.19	9.9	7.1	-	-
23.12.18	16.5	8.1	-	-
31.08.18	20.8	14.3	-	-
Tage mit Schneefall				
09.01.19	15.8	-0.2	-1.5	1.8
11.01.19	4.56	-2.6	-4.56	-1
10.01.19	3.6	-1.3	-3.5	0.1
04.01.19	5	-1.10	-1.7	-0.3
07.01.17	4.56	-8.4	-14.8	-4

Tabelle C.1.: Untersuchte Tage für die Akzeptanzverteilung bei regnerischem Wetter und Schneefall mit den relevanten Wetterbedingungen

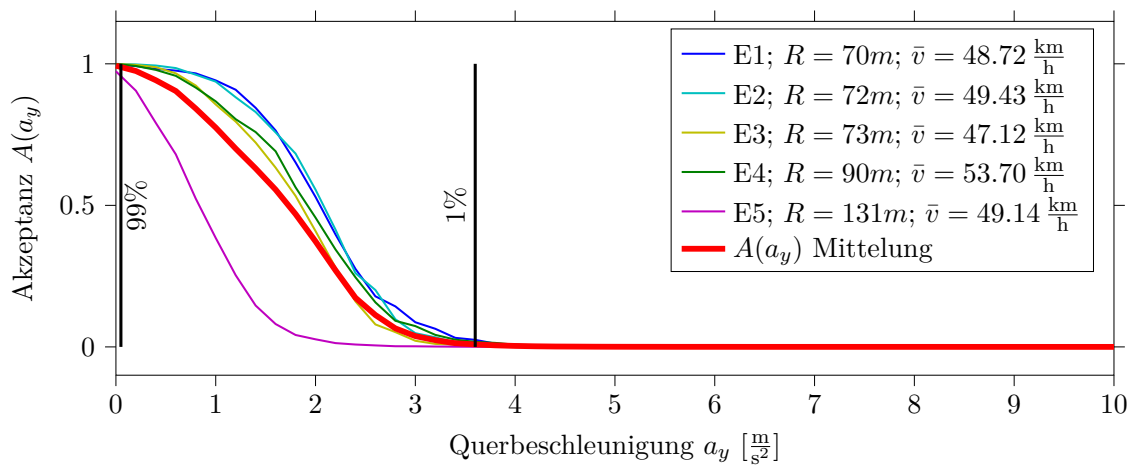


Abbildung C.2.: Ergebnisse der Akzeptanzverteilung basierend auf 5 evaluierten Tagen in 5 Ausfahrten bei Schneefall

Anhang D.

Bestimmung des Belegungsraums

D.1. Berechnung des Polygonzugs

Für die Berechnung des Belegungsraums muss mittels der Funktion $polyZug(M_{B,n,k})$ ein Polygonzug berechnet werden, welcher alle in $M_{B,n,k}$ enthaltenen Punkte einschließt. Damit diese Funktion möglichst wenig Rechenzeit benötigt, wird der Polygonzug über die Gitterpunkte gebildet. Die Berechnung eines einzelnen Polygonzugs wird dabei anhand des Pseudo-Codes D.1 erläutert. Sind zur Berücksichtigung aller in $M_{B,n,k}$ enthaltenen Punkte mehrere Polygonzüge notwendig, so muss dieses vor der Anwendung der Funktion $polyZug$ durch eine Aufteilung von $M_{B,n,k}$ berücksichtigt werden.

Die Grundidee der Berechnung besteht darin, den Gitterpunkt mit jeweils dem minimalen und dem maximalen Richtungsindex i eines jeden Zeitschritts in $M_{B,n,k}$ als seitliche Belegungsraumgrenze zu verwenden. Für die obere und untere Begrenzung wird analog jeweils der Gitterpunkt des frühesten und des spätesten Zeitschritts einer jeden enthaltenen Querbeschleunigung in $M_{B,n,k}$ verwendet.

Entsprechend werden initial die minimalen und maximalen Querbeschleunigungs- und Zeitindizes i_{\min} , i_{\max} , k_{\min} , k_{\max} bestimmt, die in $M_{B,n,k}$ enthalten sind. Ausgehend davon kann für die seitlichen Begrenzungen über den Zeitindex iteriert werden, sowie für die obere und untere Begrenzung über den Querbeschleunigungsindex. Anschließend wird für die seitlichen Begrenzungen jeweils der minimale und maximale Querbeschleunigungsindex bestimmt und mittels der add Funktion der zugehörige Gitterpunkt in den Polygonzug eingetragen. Analog wird dieses für die obere und untere Belegungsraumgrenze durchgeführt.

Da erst die linke Belegungsraumgrenze berechnet wird, folgt darauf die obere, dann die rechte und zuletzt die untere Belegungsraumgrenze. Es entsteht ein zusammenhängender Polygonzug. Zusätzlich wird noch der Sonderfall $k_{\min} = 0$ berücksichtigt, da in diesem Fall die untere Grenze des Polygonzugs durch die aktuelle Position des Fahrzeugs bestimmt wird. Da jedoch keine Gitterpunkte vor der Fahrzeugfront existieren, kann die Fahrzeugheckposition damit nicht approximiert werden. Daher werden in diesem Fall die initialen Fahrzeugheckkoordinaten als untere Belegungsraumgrenze verwendet.

Algorithmus D.1 *polyZug* ($M_{B,n,k}$)

```

 $i_{\min} = \min_{\forall(i',k'):p_{n,i',k'} \in M_{B,n,k}} i'$ 
 $i_{\max} = \max_{\forall(i',k'):p_{n,i',k'} \in M_{B,n,k}} i'$ 
 $k_{\min} = \min_{\forall(i',k'):p_{n,i',k'} \in M_{B,n,k}} k'$ 
 $k_{\max} = \max_{\forall(i',k'):p_{n,i',k'} \in M_{B,n,k}} k'$ 
for  $k' = k_{\min}; k' < k_{\max}; k' = k' + 1$  do
    Gitterpunkte der linken Begrenzung zu  $\theta_{n,k}$  hinzufügen.
     $i_{\min,k'} = \min_{\forall i':p_{n,i',k'} \in M_{B,n,k}} i'$ 
     $add(\theta_{n,k}, [x_{n,i_{\min,k'},k'}^G, y_{n,i_{\min,k'},k'}^G])$ 
end for
for  $i' = i_{\min}; i' < i_{\max}; i' = i' + 1$  do
    Gitterpunkte der oberen Begrenzung zu  $\theta_{n,k}$  hinzufügen.
     $k_{\max,i'} = \max_{\forall k':p_{n,i',k'} \in M_{B,n,k}} k'$ 
     $add(\theta_{n,k}, [x_{n,i',k_{\max,i'}}^G, y_{n,i',k_{\max,i'}}^G])$ 
end for
for  $k' = k_{\max}; k' > k_{\min}; k' = k' - 1$  do
    Gitterpunkte der rechten Begrenzung zu  $\theta_{n,k}$  hinzufügen.
     $i_{\max,k'} = \max_{\forall k':p_{n,i',k'} \in M_{B,n,k}} i'$ 
     $add(\theta_{n,k}, [x_{n,i_{\max,k'},k'}^G, y_{n,i_{\max,k'},k'}^G])$ 
end for
if  $k_{\min} == 0$  then
    Sonderfall: Untere Belegungsraumgrenze ist die aktuelle Fahrzeugposition. Aufgrund fehlender
    Gitterpunkte hinter der Fahrzeugfront werden die Fahrzeugheckkoordinaten verwendet.
     $x_{0,n}^{hl} = \cos(\psi_{0,n}) \cdot \frac{l_n}{2} + x_{0,n}$ 
     $y_{0,n}^{hl} = \sin(\psi_{0,n}) \cdot \frac{b_n}{2} + y_{0,n}$ 
     $x_{0,n}^{hr} = \cos(\psi_{0,n}) \cdot \frac{l_n}{2} + x_{0,n}$ 
     $y_{0,n}^{hr} = -\sin(\psi_{0,n}) \cdot \frac{b_n}{2} + y_{0,n}$ 
     $add(\theta_{n,k}, [x_{0,n}^{hr}, y_{0,n}^{hr}])$ 
     $add(\theta_{n,k}, [x_{0,n}^{hl}, y_{0,n}^{hl}])$ 
else
    for  $i' = i_{\max}; i' > i_{\min}; i' = i' - 1$  do
        Gitterpunkte der unteren Begrenzung zu  $\theta_{n,k}$  hinzufügen.
         $k_{\min,i'} = \min_{\forall k':p_{n,i',k'} \in M_{B,n,k}} k'$ 
         $add(\theta_{n,k}, [x_{n,i',k_{\min,i'}}^G, y_{n,i',k_{\min,i'}}^G])$ 
    end for
end if

```

Anhang E.

Erweiterungen des Verfahrens

E.1. Berücksichtigung von Messunsicherheiten mithilfe von Quantilen

In diesem Kapitel wird als Ergänzung zur Übersichtstabelle in Kapitel 4.1.2 die Erweiterung der Berechnungsvorschriften hinsichtlich des zu berücksichtigenden Quantils einer jeden Messunsicherheit erläutert.

E.1.1. Fahrzeugbreite

Um die Unsicherheit bezüglich der Fahrzeugbreite zur berücksichtigen, wird die verwendete Fahrzeugbreite virtuell um das berechnete Quantil $Q(\sigma(b_n))$ vergrößert. Entsprechend wird bei der Berechnung der Fahrzeuggeckkoordinaten das Quantil erfasst. Daher ergibt sich aus den Gleichungen 3.62 und 3.64:

$$y_{n,i,k}^{vl} = \sin(\psi_{n,i,k}) \cdot \frac{b_n + Q(\sigma(b_n))}{2} + y_{n,i,k} \quad (\text{E.1})$$

$$y_{n,i,k}^{vr} = -\sin(\psi_{n,i,k}) \cdot \frac{b_n + Q(\sigma(b_n))}{2} + y_{n,i,k} \quad (\text{E.2})$$

E.1.2. Querposition

Die Unsicherheit der Querposition wird berücksichtigt, indem die linke Fahrzeugecke um das Quantil der Querposition $Q(\sigma(y_{0,n}))$ nach links und die rechte Fahrzeugecke um das Quantil der Querposition $Q(\sigma(y_{0,n}))$ nach rechts verschoben wird. Die Berücksichtigung der Unsicherheit erfolgt also analog zu der Betrachtung der Unsicherheit der Fahrzeugbreite. Da aus diesen beiden Koordianten die Gitterpunkte abgeleitet werden, entsteht durch die entsprechende Verschiebung eine stärkere Verteilung in Querrichtung. Entsprechend ergeben sich Gleichung E.1 und E.2 zu

$$y_{n,i,k}^{vl} = \sin(\psi_{n,i,k}) \cdot \frac{b_n + Q(\sigma(b_n)) + Q(\sigma(y_{0,n}))}{2} + y_{n,i,k} \quad (\text{E.3})$$

$$y_{n,i,k}^{vr} = -\sin(\psi_{n,i,k}) \cdot \frac{b_n + Q(\sigma(b_n)) + Q(\sigma(y_{0,n}))}{2} + y_{n,i,k} \quad (\text{E.4})$$

E.1.3. Querbeschleunigung

Die aktuell herrschende Querbeschleunigung wird verwendet, um die zu betrachtenden Querbeschleunigungen - basierend auf dem „Natürlichen Querbeschleunigungsintervall“ - zu definieren. Eine Unsicherheit in der aktuell herrschenden Querbeschleunigung wirkt sich entsprechend auf die zu betrachtenden Querbeschleunigungen aus. Daher erweitern sich die Gleichungen 3.54 und 3.55 zu

$$a_{y,n,i} = -a_{y,NQB} + a_{y0,n} - Q(\sigma(a_{y0,n})) + \Delta a_y \cdot i, \quad (\text{E.5})$$

$$I = \frac{2 \cdot (a_{y,NQB} + Q(\sigma(a_{y0,n})))}{\Delta a_y}. \quad (\text{E.6})$$

E.1.4. Gierwinkel

Der aktuelle Gierwinkel eines Fahrzeugs wird bei der Berechnung der zukünftigen Aufenthaltspunkte in Gleichung 3.57 integriert. Um unter Berücksichtigung von $Q(\sigma(\psi_{0,n}))$ alle möglichen initialen Gierwinkel in den Aufenthaltspunkten abbilden zu können, wird für jede betrachtete Querbeschleunigung i ein individueller initialer Gierwinkel definiert. Für die Querbeschleunigung, die mit einer maximalen Richtungsänderung nach links verknüpft ist, wird der initiale Gierwinkel um $Q(\sigma(\psi_{0,n}))$ nach links verdreht. Analog wird für die Querbeschleunigung, die mit einer maximalen Richtungsänderung nach rechts verknüpft ist, der initiale Gierwinkel um $Q(\sigma(\psi_{0,n}))$ nach rechts gedreht.

Dadurch sind die maximalen Richtungsänderungen unter Berücksichtigung des Gierwinkelfehlers in den Aufenthaltspunkten repräsentiert. Damit weiterhin eine homogene Diskretisierung der Aufenthaltspunkte besteht, wird der initiale Gierwinkel linear - basierend auf dem Querbeschleunigungsindex - zwischen diesen beiden Extrema verteilt. Entsprechend dieser linearen Verteilung ergibt sich $\psi_{n,i,0}$ als Initialwert der Gierwinkelberechnung in Gleichung 3.57 als:

$$\psi_{n,i,0} := \psi_{0,n} - \left(\left(1 - \frac{i}{0.5 \cdot I} \right) \cdot Q(\sigma(\psi_{0,n})) \right) \quad (\text{E.7})$$

E.1.5. Fahrzeuglänge

Die Unsicherheit der Fahrzeuglänge wird bei der Berechnung der oberen Belegungsraumgrenze innerhalb der Aufenthaltspunkte berücksichtigt:

$$x_{n,i,k}^{vl} = \cos(\psi_{n,i,k}) \cdot \frac{l_n + Q(\sigma(l_n))}{2} + x_{n,i,k}, \quad (\text{E.8})$$

$$x_{n,i,k}^{vr} = \cos(\psi_{n,i,k}) \cdot \frac{l_n + Q(\sigma(l_n))}{2} + x_{n,i,k}. \quad (\text{E.9})$$

Zudem muss die Unsicherheit der Fahrzeuglänge auch bei der unteren Belegungsraumgrenze berücksichtigt werden, weshalb sich die Gleichung 3.111 zur Lösung von k_{app} zu

$$0 = \left(0.5 \cdot a_{x,n} \cdot \Delta t^2 \right) \cdot k_{app,n,k}^2 + (v_{0,n} \cdot \Delta t) \cdot k_{app,n,k} + \left(-0.5 \cdot a_{x,\min} \cdot (\min(t_{\text{stehen},n}, k \cdot \Delta t))^2 - v_{0,n} \cdot \min(t_{\text{stehen},n}, k \cdot \Delta t) + l_n - Q(\sigma(l_n)) \right) \quad (\text{E.10})$$

ändert.

E.1.6. Längsposition

Die Längsposition beeinflusst die Belegungsraumunter- und -obergrenze hinsichtlich des Startpunkts der Berechnung. Entsprechend kann $Q(\sigma(x_{0,n}))$ analog zur Unsicherheit der Fahrzeuglänge berücksichtigt werden. Damit erweitern sich die Gleichungen E.8, E.9 und E.10 zu

$$\begin{aligned}
 x_{n,i,k}^{\text{vl}} &= \cos(\psi_{n,i,k}) \cdot \frac{l_n + Q(\sigma(l_n)) + Q(\sigma(x_{0,n}))}{2} + x_{n,i,k}, \\
 x_{n,i,k}^{\text{vr}} &= \cos(\psi_{n,i,k}) \cdot \frac{l_n + Q(\sigma(l_n)) + Q(\sigma(x_{0,n}))}{2} + x_{n,i,k}, \\
 &\quad \left(0.5 \cdot a_{x,n} \cdot \Delta t^2\right) \cdot k_{\text{app},n,k}^2 + (v_{0,n} \cdot \Delta t) \cdot k_{\text{app},n,k} + \\
 0 &= (-0.5 \cdot a_{x,\min} \cdot (\min(t_{\text{stehen},n}, k \cdot \Delta t))^2 - \\
 &\quad v_{0,n} \cdot \min(t_{\text{stehen},n}, k \cdot \Delta t) + l_n - Q(\sigma(l_n)) - Q(\sigma(x_{0,n}))).
 \end{aligned} \tag{E.11}$$

E.1.7. Geschwindigkeit

Ungenauigkeiten in der Geschwindigkeitsmessung beeinflussen ebenfalls die Belegungsraumober- und -untergrenze. Da die zukünftigen Aufenthaltspunkte die Obergrenze des Belegungsraums darstellen, muss mit einer aus den Unsicherheiten resultierenden, höheren Geschwindigkeit gerechnet werden. Damit erweitern sich die Gleichungen 3.57, 3.58 und 3.59 zur Berechnung der Fahrzeugposition zu

$$\begin{aligned}
 \psi_{n,i,k} &= \psi_{n,i,k-1} + \frac{a_{y,n,i}}{v_{0,n} + Q(\sigma(v_{0,n})) + a_{x,n} \cdot t_k} \cdot \Delta t \quad \text{wobei} \quad \psi_{n,i,0} := \psi_{0,n} \\
 x_{n,i,k} &= x_{n,i,k-1} + (v_{0,n} + Q(\sigma(v_{0,n})) + a_{x,n} \cdot t_k) \cdot \cos(\psi_{n,i,k}) \cdot \Delta t \quad \text{wobei} \quad x_{n,i,0} := x_{0,n}, \\
 y_{n,i,k} &= y_{n,i,k-1} + (v_{0,n} + Q(\sigma(v_{0,n})) + a_{x,n} \cdot t_k) \cdot \sin(\psi_{n,i,k}) \cdot \Delta t \quad \text{wobei} \quad y_{n,i,0} := y_{0,n}.
 \end{aligned} \tag{E.12}$$

Die Belegungsraumuntergrenze wird über die Lösung von k_{app} bestimmt. Entsprechend erweitert sich die Lösungsgleichung E.10 erneut zu

$$\begin{aligned}
 0 &= \left(0.5 \cdot a_{x,n} \cdot \Delta t^2\right) \cdot k_{\text{app},n,k}^2 + ((v_{0,n} - Q(\sigma(v_{0,n}))) \cdot \Delta t) \cdot k_{\text{app},n,k} + \\
 &\quad (-0.5 \cdot a_{x,\min} \cdot (\min(t_{\text{stehen},n}, k \cdot \Delta t))^2 - \\
 &\quad (v_{0,n} - Q(\sigma(v_{0,n}))) \cdot \min(t_{\text{stehen},n}, k \cdot \Delta t) + l_n - Q(\sigma(l_n)) - Q(\sigma(x_{0,n}))).
 \end{aligned} \tag{E.13}$$

E.1.8. Längsbeschleunigung

Die Längsbeschleunigung beeinflusst analog zu den anderen Größen der Längsdynamik die Belegungsraumober- und -untergrenze. In der Berechnung der Belegungsraumgrenzen wird die aktuell herrschende Längsbeschleunigung verwendet, um die Grenzen des „Natürlichen Längsbeschleunigungsintervalls“ aus Kapitel 3.3 zu bestimmen. Diese Berechnung wird natürlich von einer Längsbeschleunigungsunsicherheit beeinflusst. Entsprechend erweitern sich die Berechnungen der Längsbeschleunigung $a_{x,n}$ für die Belegungsraumobergrenze zu $a_{x,n} = \hat{a}_{x,\text{NLB}} + a_{x0,n} + Q(\sigma(a_{x0,n}))$ und die Längsbeschleunigung für die Belegungsraumuntergrenze zu $a_{x,\min} = \hat{a}_{x,\text{NLB}} + a_{x0,n} - Q(\sigma(a_{x0,n}))$.

E.2. Detaillierte Ansicht des numerischen Beispiels

In Kapitel 4.1 werden ausschließlich die berechneten Aufenthaltspunkte unter gleichzeitiger Berücksichtigung aller Messunsicherheiten dargestellt. Damit der Einfluss einzelner Messunsicherheiten individuell betrachtet werden kann, sind in diesem Kapitel die berechneten Aufenthaltspunkte unter Berücksichtigung von maximal zwei gleichzeitig auftretenden Messunsicherheiten dargestellt.

In Abbildung E.1 **a** sind die Gitterpunkte nochmals ohne jegliche Berücksichtigung von Messunsicherheiten aufgeführt. Ausgehend davon basieren die Gitterpunkte in Abbildung E.1 **b** auf einer Unsicherheit der Querbeschleunigung. Entsprechend vergrößert sich das Intervall der zu betrachtenden Querbeschleunigungen, womit gleichzeitig ein größerer Bereich in Querrichtung aus Sicht des Verfahrens für das Fahrzeug erreichbar ist.

Aufgrund von Unsicherheiten hinsichtlich der Querposition und Fahrzeugbreite belegen die möglichen Aufenthaltspunkte auch in Abbildung E.1 **c** einen größeren Bereich. Abbildung E.1 **d** zeigt abschließend, dass auch Unsicherheiten des initialen Gierwinkels zu einer signifikanten Vergrößerung der möglichen Aufenthaltspunkte in Querrichtung führen können.

Unsicherheiten bezüglich der Längsdynamik erhöhen entsprechend in den Abbildungen E.1 **e** und **f** die Fahrstrecke und führen damit zu einer Verschiebung der Belegungsraumobergrenze nach vorne. Die Auswirkungen der Unsicherheiten auf die untere Belegungsraumgrenze werden durch eine Reduzierung der Fahrstrecke bei der Bestimmung von k_{app} berücksichtigt und sind daher in den Aufenthaltspunkten nicht explizit berücksichtigt.

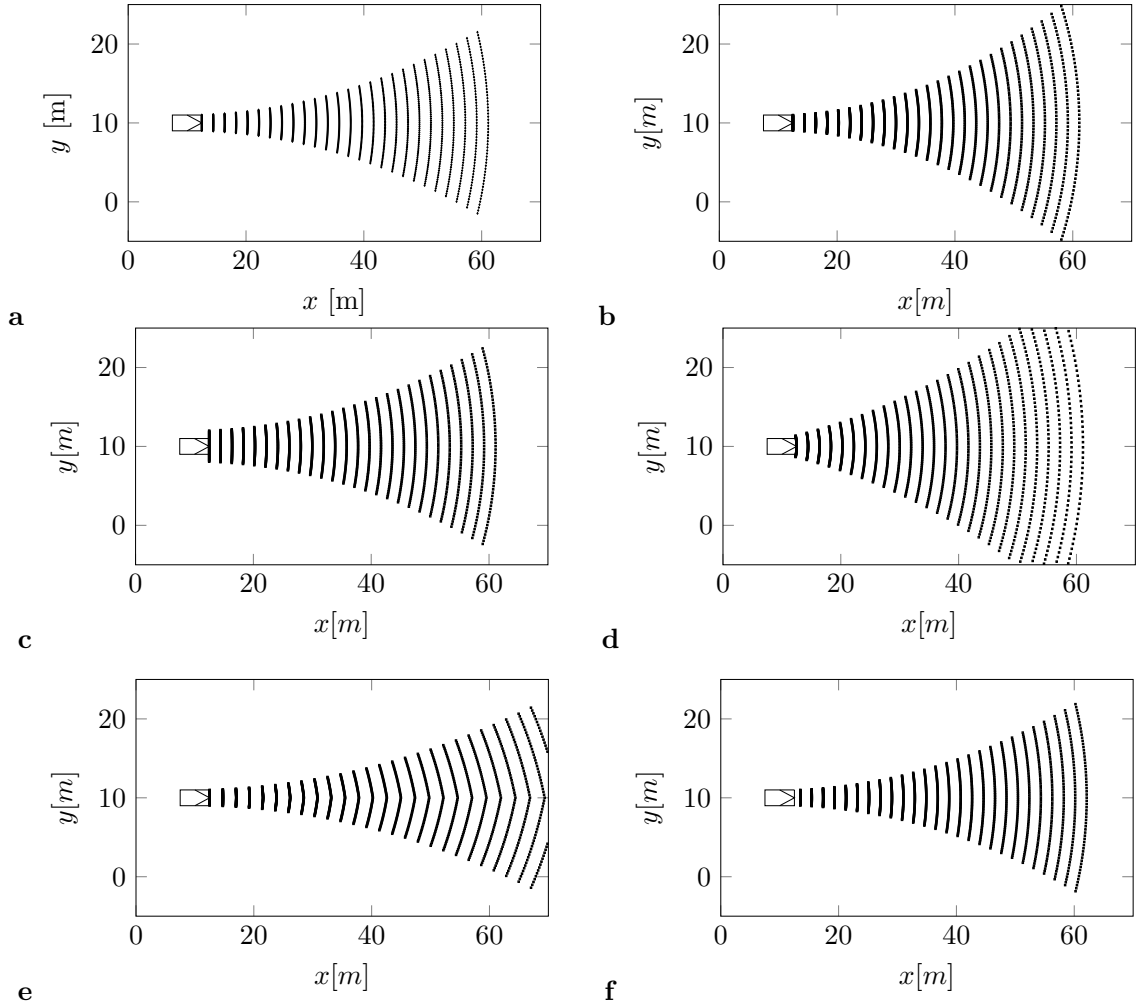


Abbildung E.1.: Gitterpunkte $x_{n,i,k}^G, x_{n,i,k}^G$ auf Basis des Zustandsvektors

$\mathbf{z}_n^{\text{Dyn}} = [10, 10, 19.4, 0, 0, 0, 2, 5]^T$ unter Berücksichtigung verschiedener Unsicherheitsvektoren $\sigma(\mathbf{z}_n^{\text{Dyn}})$:

a keine Unsicherheit: $\sigma(\mathbf{z}_n^{\text{Dyn}}) = [0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]$

b Unsicherheit bei Querbewegung: $\sigma(\mathbf{z}_n^{\text{Dyn}}) = [0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0]$

c Unsicherheit der Querposition und Fahrzeugbreite: $\sigma(\mathbf{z}_n^{\text{Dyn}}) = [0, 1, 0, 0, 0, 0, 1, 0]$

d Unsicherheit des Gierwinkels: $\sigma(\mathbf{z}_n^{\text{Dyn}}) = [0, 0, 0, 0.15708, 0, 0, 0, 0]$

e Unsicherheit der Geschwindigkeit und Längsbewegung: $\sigma(\mathbf{z}_n^{\text{Dyn}}) = [0, 0, 3, 0, 1, 0, 0, 0]$

f Unsicherheit der Längsposition und Fahrzeuglänge: $\sigma(\mathbf{z}_n^{\text{Dyn}}) = [1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1]$

Abbildungsverzeichnis

2.1. Stufen der Automatisierung von Fahrzeugen	8
2.2. Abstrahierte Systemarchitektur autonomer Fahrzeuge	9
2.3. Grundprinzip einer Kamera als Sensor	11
2.4. Darstellung von Situationstopologieklasse, Situationstopologie und Verkehrssituation	16
2.5. Ansätze zur Abschätzung des befahrbaren Raums	24
2.6. Beispiele für untypische Situationstopologien	26
2.7. Exemplarische Darstellung der approximativen Verhaltensvorhersagen	28
2.8. Exemplarische Darstellung der „overapproximated occupancy prediction“	28
2.9. Exemplarische Darstellung des Verfahrens dieser Arbeit	29
3.1. Exemplarische Skizze verschiedener Belegungsraumgrößen basierend auf unterschiedlichen Annahmen	32
3.2. Ablaufplan der Verarbeitungsschritte des Verfahrens dieser Arbeit	33
3.3. Beispielsituationen in denen eine situationsabhängige Berücksichtigung der Querdynamik sinnvoll ist	35
3.4. Aufenthaltspunkte der Fahrzeugfrontecken basierend auf konstanter Querdynamik	36
3.5. Rechenzeitoptimierte Repräsentationsform der Aufenthaltspunkte	36
3.6. Situationsübergreifende Akzeptanz der Querdynamik	37
3.7. Statische Akzeptanz der Querdynamik	39
3.8. Dynamische Akzeptanzen der Querdynamik	40
3.9. Beispielsituationen für Eintrittswahrscheinlichkeit und Risiko bei fehlerhafter Prädiktion	41
3.10. Aufenthaltswahrscheinlichkeiten eines Fahrzeugs	41
3.11. Belegungsmodell eines Fahrzeugs	42
3.12. Befahrbarer Raum eines Fahrzeugs	42
3.13. Beispiel des Umfeld- und Belegungsmodells	44
3.14. Hierarchische Struktur des Umfeldmodells	47
3.15. Hierarchische Struktur des Belegungsmodells	48
3.16. Validierung von Annahme 1 zur Querbewegung von Fahrzeugen	52
3.17. Validierung von Annahme 2 zur Querbewegung von Fahrzeugen	53
3.18. Exemplarische Darstellung dreier realer Querbewegungsverläufe im Vergleich zur Querbewegungslimitierungen basierend auf Annahme 3	54
3.19. Validierung der Annahme 3 zur Querbewegung von Fahrzeugen	54
3.20. Exemplarische Darstellung dreier realer Querbewegungsverläufe im Vergleich zur Querbewegungslimitierungen basierend auf Annahme 4	55
3.21. Validierung der Annahme 4 zur Querbewegung von Fahrzeugen	56
3.22. Validierung der Annahme 1 zur Längsbewegung von Fahrzeugen	58
3.23. Validierung der Annahme 4 zur Längsbewegung von Fahrzeugen	59

3.24. Skizze zur Berechnung der normierten Häufigkeit	60
3.25. Relative Häufigkeit der auftretenden Längsbeschleunigung über der gleichzeitig auftretenden Querschleunigung von Fahrzeugen	61
3.26. Beispiele aus dem <i>Stanford-Drone-Dataset</i>	62
3.27. Orientierung eines Fußgängers an dessen Trajektorie	63
3.28. Ergebnisse der Validierung der Annahme zum Rotationsverhalten von Fußgängern	64
3.29. Ergebnisse der Validierung der Annahme 1 zum Geschwindigkeitsänderungsverhalten von Fußgängern	66
3.30. Ergebnisse der Validierung der Annahme 2 zum Geschwindigkeitsänderungsverhalten von Fußgängern	67
3.31. Beispielsituation 1 „Kreisverkehr“	70
3.32. Beispielsituation 2 „Autobahn“	70
3.33. Beispielsituation 3 „Fußgänger“	71
3.34. Schematische Darstellung der Approximation der unteren Belegungsraumgrenzen	74
3.35. Zukünftige Aufenthaltspunkte der Fahrzeuge in der Beispielsituation 2 „Autobahn“	75
3.36. Zukünftige Aufenthaltspunkte der Fahrzeuge in der Beispielsituation 1 „Kreisverkehr“	76
3.37. Kollisionprüfung für die Repräsentationsform der möglichen Aufenthaltspunkte durch linke und rechte Fahrzeugfrontecke	79
3.38. Methode der Edge-Function	79
3.39. Gitterpunkte der Fahrzeuge in der Beispielsituation 1 „Kreisverkehr“	81
3.40. Darstellung zweier Belegungskartenkonzepte	83
3.41. Design der lokalen Belegungskarte	84
3.42. Rasterisierungsverfahren der Belegungskartenbestimmung	85
3.43. Vergleich der Rechenzeit der verschiedenen Kollisionsprüfungen	87
3.44. Versuchsaufbau zur Bestimmung der maximal akzeptierten Querschleunigung .	88
3.45. Ermittlung der Basisakzeptanz in einer Kurve	89
3.46. Zusammenfassung der Untersuchung zur Bestimmung der Basisakzeptanz	91
3.47. Einfluss der Querneigung der Fahrbahn auf die Querschleunigung	92
3.48. Relevante Daten zu den ausgewählten Messstationen	93
3.49. Ergebnisse der Akzeptanzverteilung basierend auf 10 evaluierten Tagen in 5 Ausfahrten	94
3.50. Basisakzeptanzverteilungen der Fahrzeuge in der Beispielsituation 1 „Kreisverkehr“	95
3.51. Basisakzeptanzverteilungen der Fahrzeuge in der Beispielsituation 2 „Autobahn“	95
3.52. Statische Akzeptanzverteilung unter Berücksichtigung der statischen Objekte im Kreisverkehr	100
3.53. Aufenthaltswahrscheinlichkeit der zwei Fahrzeuge im Kreisverkehr ohne gegenseitige Berücksichtigung der Fahrzeuge	103
3.54. Aufenthaltswahrscheinlichkeit der drei Fahrzeuge in der Beispielsituation „Autobahn“ ohne gegenseitige Berücksichtigung der Fahrzeuge	103
3.55. Beispiel der Nebenbindung zur Berechnung der dynamischen Akzeptanz	107
3.56. Aufenthaltswahrscheinlichkeit bei Autobahn mit Auffahrt	109
3.57. Approximation der unteren Belegungsraumgrenze	110
3.58. Belegungsräume der Fahrzeuge in der Beispielsituation 1 „Kreisverkehr“	112
3.59. Belegungsräume aller Fahrzeuge in der Beispielsituation 2 „Autobahn“	112
3.60. Angenommenes Rotationsverhalten von Fußgängern	115
3.61. Zukünftige Aufenthaltspunkte der Fußgänger in der Beispielsituation	117
3.62. Gitterpunkte der Fußgänger in der Beispielsituation	118

3.63. Analyse des bevorzugten Richtungsänderungsverhaltens von Fußgängern	119
3.64. Richtungsänderung als Basisakzeptanzverteilung	120
3.65. Beispielsituation 3 „Fußgänger“	120
3.66. Ergebnisse der Verhaltensvorhersage der Fußgänger in der Beispielsituation . . .	121
3.67. Belegungsräume der Fußgänger zu unterschiedlichen Zeitpunkten in der Beispielsituation	123
4.1. Beispielsituation in denen Messfehler zu einer fehlerhaften Vorhersage führen können	125
4.2. Zielsetzung zur Berücksichtigung der Messunsicherheiten	128
4.3. Vergleich der belegten Fläche der resultierenden Gitterpunkte jeweils mit und ohne einer Berücksichtigung von Messunsicherheiten	130
4.4. Beispielsituation zur Demonstration der Erweiterung des Verfahrens hinsichtlich dynamischer Querdynamik	131
4.5. Darstellung des Konzepts der Querschleunigungsübergänge	132
4.6. Aufenthaltswahrscheinlichkeiten unter Berücksichtigung der Querschleunigungsübergänge für zwei Beispielsituationen	135
5.1. Darstellung dreier verschiedener Belegungsräume eines Zeitschritts	140
5.2. Vergleich zwischen korrekten Zustandsgrößen und Zustandsgrößen mit Messunsicherheiten	142
5.3. Relative Fläche des Belegungsraums für die Validierungen der Autobahnsituation	147
5.4. Berechnete Aufenthaltswahrscheinlichkeit in zwei Beispielen	149
5.5. Relative Belegungsraumfläche der Fahrzeuge in den US101-Szenen im Vergleich zu SPOT	151
5.6. Relative Belegungsraumfläche der Fahrzeuge in den Peach-Szenen im Vergleich zu SPOT	152
5.7. Relative Anzahl an Belegungsraumverletzungen in der Vorhersage der US101-Szenen	153
5.8. Relative Anzahl an Belegungsraumverletzungen in der Vorhersage der Peach-Szenen	153
5.9. Relative Anzahl an Belegungsraumverletzungen für Fußgänger im Stanford-Drone-Dataset	155
5.10. Relative Flächenbelegung der prädizierten Belegungsräume der Fußgänger im Stanford-Drone-Dataset	155
5.11. Versuchsträger zur Demonstration des Verfahrens im realen Verkehr	157
5.12. Beispiel eines Einschereers vor dem Versuchsträger	158
5.13. Erkennung von True Positive und False Negative von einscherehenden Fahrzeugen .	160
5.14. Validierungsergebnisse einscherender Fahrzeuge	161
A.1. Validierung der Annahme 2 hinsichtlich der Längsbewegung von Fahrzeugen . . .	172
A.2. Validierung der Annahme 3 hinsichtlich der Längsbewegung von Fahrzeugen . . .	172
B.1. Validierung der Annahme 1 zur Längsbewegung von Fahrzeugen	174
C.1. Akzeptanzverteilung über mehrere Tage und Ausfahrten bei Regen	181
C.2. Akzeptanzverteilung über mehrere Tage und Ausfahrten bei Schneefall	183
E.1. Gitterpunkte bei Variation des Unsicherheitsvektors	191

Tabellenverzeichnis

2.1. Beschreibung verschiedener Fusionsarchitekturen	14
3.1. Beispiele zur Reduktion der Bewegungsoptionen durch eingeführte Annahmen . .	68
3.2. Untersuchte Tage zur Bestimmung der Querschleunigungsakzeptanz	93
3.3. Überquerbarkeit der berücksichtigten statischen Objekte	96
4.1. Übersicht zur Berücksichtigung der Messunsicherheiten	129
5.1. Parameterfestlegung zur Validierung des Verfahrens	138
5.2. Beschreibung der verwendeten Unsicherheiten	142
5.3. Anzahl an Verletzungen des Belegungsraums für verschiedene Schwellwerte zu verschiedenen Vorhersagezeitpunkten in der Beispielsituation 1 „Kreisverkehr“ .	144
5.4. Anzahl an Verletzungen des Belegungsraums für verschiedene Schwellwerte zu verschiedenen Prädiktionszeitpunkten in der Beispielsituation „Autobahn“	145
5.5. Anzahl Verletzungen des Belegungsraums für verschiedene Schwellwerte in der Beispielsituation für Fußgänger	147
5.6. Verwendete Unsicherheiten des Zustandsvektors	150
5.7. Parameter für das Verfahren im Versuchsträger	157
5.8. Performance der Einscherererkennung im Vergleich zu alternativen Verfahren . .	162
C.1. Untersuchte Tage für die Akzeptanzverteilung bei regnerischem Wetter und Schnee- fall mit den relevanten Wetterbedingungen	182

Literatur

- [1] Alexandre Alahi, Kratarth Goel, Vignesh Ramanathan, Alexandre Robicquet, Li Fei-fei und Silvio Savarese. „Social LSTM : Human Trajectory Prediction in Crowded Spaces“. In: *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2016, S. 961–971.
- [2] Matthias Althoff und John M Dolan.
„Online verification of automated road vehicles using reachability analysis“. In: *IEEE Transactions on Robotics* 30.4 (2014), S. 903–918.
- [3] Matthias Althoff, Daniel Hess und Florian Gamberth.
„Road Occupancy Prediction of Traffic Participants“. In: *16th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC 2013)*. 2013, pp. 99–105.
- [4] Matthias Althoff, Markus Koschi und Stefanie Manzinger.
„CommonRoad: Composable Benchmarks for Motion Planning on Roads“. In: *2017 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*. 2017, S. 719–726.
- [5] Matthias Althoff und Silvia Magdici.
„Set-based prediction of traffic participants on arbitrary road networks“. In: *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles* 1.2 (2016), S. 187–202.
- [6] Matthias Althoff, Olaf Stursberg und Martin Buss.
„Model-Based Probabilistic Collision Detection in Autonomous Driving“. In: *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems* 10.2 (Juni 2009), S. 299–310.
- [7] Matthias Althoff, Olaf Stursberg und Martin Buss.
„Online verification of cognitive car decisions“. In: *2007 IEEE Intelligent Vehicles Symposium*. IEEE. 2007, S. 728–733.
- [8] Matthias Althoff, Olaf Stursberg und Martin Buss.
„Safety assessment of autonomous cars using verification techniques“. In: *Proceedings of the American Control Conference* (2007), S. 4154–4159.
- [9] Matthias Althoff, Olaf Stursberg und Martin Buss.
„Stochastic reachable sets of interacting traffic participants“. In: *2008 IEEE Intelligent Vehicles Symposium*. IEEE. 2008, S. 1086–1092.
- [10] James M Anderson, Nidhi Kalra, Karlyn D Stanley, Paul Sorensen, Constantine Samaras und Oluwatobi A Oluwatola. „Brief History and Current State of Autonomous Vehicles“. In: *Autonomous Vehicle Technology* (2014), S. 55–74.
- [11] World Athletics. *Allzeit Bestenliste Sprint 100m*.
URL: <https://www.worldathletics.org/records/all-time-toplists/sprints/100-metres/outdoor/men/senior> (besucht am 05.11.2020).

- [12] Mohammad Bahram, Constantin Hubmann, Andreas Lawitzky, Michael Aeberhard und Dirk Wollherr. „A combined model-and learning-based framework for interaction-aware maneuver prediction“. In: *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems* 17.6 (2016), S. 1538–1550.
- [13] Asher Bender, James R Ward, Stewart Worrall und Eduardo M Nebot. „Predicting driver intent from models of naturalistic driving“. In: *2015 IEEE 18th International Conference on Intelligent Transportation Systems*. 2015, S. 1609–1615.
- [14] Philipp Bender, Julius Ziegler und Christoph Stiller. „Lanelets: Efficient map representation for autonomous driving“. In: *2014 IEEE intelligent vehicles symposium proceedings*. 2014, S. 420–425.
- [15] Wolfgang Bernhart. „Automatisiertes Fahren—Evolution statt Revolution“. In: *ATZextra* 20.7 (2015), S. 12–17.
- [16] Paolo Bosetti, Mauro Da Lio und Andrea Saroldi. „On the human control of vehicles: an experimental study of acceleration“. In: *European Transport Research Review* 6.2 (2014), S. 157–170.
- [17] Bart Braden. „The surveyor’s area formula“. In: *The College Mathematics Journal* 17.4 (1986), S. 326–337.
- [18] Jack E Bresenham. „Algorithm for computer control of a digital plotter“. In: *IBM Systems journal* 4.1 (1965), S. 25–30.
- [19] Guillaume Bresson, Zayed Alsayed, Li Yu und Sébastien Glaser. „Simultaneous localization and mapping: A survey of current trends in autonomous driving“. In: *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles* 2.3 (2017), S. 194–220.
- [20] Stefan Breuer und Andrea Rohrbach-Kerl. *Fahrzeugdynamik*. Springer Fachmedien Wiesbaden, 2015.
- [21] Adrian Broadhurst, Simon Baker und Takeo Kanade. „Monte Carlo road safety reasoning“. In: *IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Proceedings 2005*.412 (2005), S. 319–324.
- [22] Bau und Stadtentwicklung Bundesministerium für Verkehr. *Technische Lieferbedingungen für Streckenstationen*. Technische Dokumentation Ausgabe 2012. Bundesministerium für Verkehr, Bau und Stadtentwicklung. URL: https://www.bast.de/BASSt_2017/DE/Publikationen/Regelwerke/Verkehrstechnik/Unterseiten/V5-tls-2012.pdf?__blob=publicationFile&v=1 (besucht am 30.07.2019).
- [23] National Instruments Corporation. *NI MATRIXx*. 2017. URL: <http://sine.ni.com/nips/cds/view/p/lang/de/nid/12153> (besucht am 20.03.2017).
- [24] N. Deo und M. M. Trivedi. „Multi-Modal Trajectory Prediction of Surrounding Vehicles with Maneuver based LSTMs“. In: *2018 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*. Juni 2018, S. 1179–1184.
- [25] Nachiket Deo, Akshay Rangesh und Mohan M Trivedi. „How would surround vehicles move? a unified framework for maneuver classification and motion prediction“. In: *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles* 3.2 (2018), S. 129–140.

-
- [26] Nachiket Deo und Mohan M Trivedi.
„Convolutional social pooling for vehicle trajectory prediction“. In: *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*. 2018, S. 1468–1476.
- [27] Chiyu Dong, John M Dolan und Bakhtiar Litkouhi.
„Intention estimation for ramp merging control in autonomous driving“. In: *2017 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*. 2017, S. 1584–1589.
- [28] Andreas Eidehall und Lars Petersson.
„Statistical threat assessment for general road scenes using Monte Carlo sampling“. In: *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems* 9.1 (2008), S. 137–147.
- [29] Andreas Eidehall und Lars Petersson.
„Threat assessment for general road scenes using monte carlo sampling“. In: *2006 IEEE intelligent transportation systems conference*. 2006, S. 1173–1178.
- [30] Ohio University : College of Engineering. *The Future of Driving*.
<https://onlinemasters.ohio.edu/blog/the-future-of-driving/>. (Besucht am 10.12.2021).
- [31] Özlem Ersan, Yeşim Üzümcüoğlu, Derya Azık, Gizem Fındık, Bilgesu Kaçan, Gaye Solmazer, Türker Özkan, Timo Lajunen, Bahar Öz, Anton Pashkevich u. a.
„Cross-cultural differences in driver aggression, aberrant, and positive driver behaviors“. In: *Transportation research part F: traffic psychology and behaviour* 71 (2020), S. 88–97.
- [32] Dave Ferguson, Michael Darms, Chris Urmson und Sascha Kolski.
„Detection, prediction, and avoidance of dynamic obstacles in urban environments“. In: *2008 IEEE Intelligent Vehicles Symposium*. 2008, S. 1149–1154.
- [33] Xiaoxin Fu, Yongheng Jiang, Geng Lu, Jingchun Wang, Dexian Huang und Danya Yao.
„Probabilistic trajectory prediction in intelligent driving“. In: *IFAC Proceedings Volumes* 47.3 (2014), S. 2664–2672.
- [34] Marco Galvani. „History and future of driver assistance“. In: *IEEE Instrumentation & Measurement Magazine* 22.1 (2019), S. 11–16.
- [35] Tobias Gindele, Sebastian Brechtel und Rüdiger Dillmann. „A Probabilistic Model for Estimating Driver Behaviors and Vehicle Trajectories in Traffic Environments“. In: *Intelligent Transportation Systems (ITSC)*. 2010, S. 1625–1631.
- [36] David Sierra González, Jilles Steeve Dibangoye und Christian Laugier. „High-Speed Highway Scene Prediction Based on Driver Models Learned From Demonstrations“. In: *International Conference on Intelligent Transportation Systems*. 2016, S. 149–155.
- [37] Vijay Govindarajan, Katherine Driggs-Campbell und Ruzena Bajcsy.
„Data-driven reachability analysis for human-in-the-loop systems“. In: *2017 IEEE 56th Annual Conference on Decision and Control (CDC)*. 2017, S. 2617–2622.
- [38] Anjan Gudigar, Shreesha Chokkadi und Raghavendra U.
„A review on automatic detection and recognition of traffic sign“. In: *Multimedia Tools and Applications* 75.1 (Jan. 2016), S. 333–364.

- [39] Yoriyoshi Hashimoto, Yanlei Gu, Li-Ta Hsu, Miho Iryo-Asano und Shunsuke Kamijo. „A probabilistic model of pedestrian crossing behavior at signalized intersections for connected vehicles“. In: *Transportation research part C: emerging technologies* 71 (2016), S. 164–181.
- [40] Dirk Helbing und Peter Molnar. „Social force model for pedestrian dynamics“. In: *Phys. Rev. E* 51.5 (1995), S. 4282–4286.
- [41] Stefan Hoermann, Martin Bach und Klaus Dietmayer. „Dynamic occupancy grid prediction for urban autonomous driving: A deep learning approach with fully automatic labeling“. In: *2018 IEEE international conference on robotics and automation (ICRA)*. 2018, S. 2056–2063.
- [42] Stefan Hoermann, Daniel Stumper und Klaus Dietmayer. „Probabilistic long-term prediction for autonomous vehicles“. In: *2017 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*. 2017, S. 237–243.
- [43] Yeping Hu, Liting Sun und Masayoshi Tomizuka. „Generic prediction architecture considering both rational and irrational driving behaviors“. In: *2019 IEEE Intelligent Transportation Systems Conference (ITSC)*. 2019, S. 3539–3546.
- [44] Yeping Hu, Wei Zhan, Liting Sun und Masayoshi Tomizuka. „Multi-modal probabilistic prediction of interactive behavior via an interpretable model“. In: *2019 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*. 2019, S. 557–563.
- [45] Yeping Hu, Wei Zhan und Masayoshi Tomizuka. „A framework for probabilistic generic traffic scene prediction“. In: *2018 21st International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*. 2018, S. 2790–2796.
- [46] Yeping Hu, Wei Zhan und Masayoshi Tomizuka. „Probabilistic prediction of vehicle semantic intention and motion“. In: *2018 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*. 2018, S. 307–313.
- [47] ISO. „Road vehicles - Functional safety“. In: ISO 26262 (Nov. 2011).
- [48] Camille Jordan. *Cours d'analyse de l'école polytechnique: Calcul intégral. Équations différentielles*. Bd. 3. Cambridge University Press, 2013.
- [49] Eugen Käfer, Christoph Hermes, W Christian, Helge Ritter und Franz Kummert. „Recognition of Situation Classes at Road Intersections“. In: *IEEE International Conference on Robotics and Automation*. 2010, S. 3960–3965.
- [50] Rudolph Emil Kalman. „A new approach to linear filtering and prediction problems“. In: *ASME. J. Basic Eng.* (1960), S. 35–45.
- [51] Vasiliy Karasev, Alper Ayvaci, Bernd Heisele und Stefano Soatto. „Intent-aware long-term prediction of pedestrian motion“. In: *2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. 2016, S. 2543–2549.
- [52] Gurveen Kaur und Dinesh Kumar. „Lane detection techniques: A review“. In: *International Journal of Computer Applications* 112.10 (2015).

- [53] Christoph G Keller und Dariu M Gavrila.
„Will the pedestrian cross? a study on pedestrian path prediction“.
In: *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems* 15.2 (2013), S. 494–506.
- [54] Cameron F. Kerry und Jack Karsten. *Gauging investment in self-driving cars*. Techn. Ber. Okt. 2017. URL: <https://www.brookings.edu/research/gauging-investment-in-self-driving-cars/> (besucht am 07.01.2020).
- [55] A. Khosroshahi, E. Ohn-Bar und M. M. Trivedi.
„Surround vehicles trajectory analysis with recurrent neural networks“. In: *2016 IEEE 19th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*. Nov. 2016, S. 2267–2272.
- [56] ByeoungDo Kim, Chang Mook Kang, Jaekyum Kim, Seung Hi Lee, Chung Choo Chung und Jun Won Choi. „Probabilistic vehicle trajectory prediction over occupancy grid map via recurrent neural network“. In: *2017 IEEE 20th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*. 2017, S. 399–404.
- [57] Jae-Hwan Kim und Dong-Suk Kum. „Threat prediction algorithm based on local path candidates and surrounding vehicle trajectory predictions for automated driving vehicles“. In: *2015 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*. 2015, S. 1220–1225.
- [58] Stefan Klingelschmitt, Florian Damerow, Volker Willert und Julian Eggert.
„Probabilistic Situation Assessment Framework for Multiple, Interacting Traffic Participants in Generic Traffic Scenes“.
In: *2016 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*. 2016, S. 1141–1148.
- [59] Stefan Klingelschmitt, Volker Willert und Julian Eggert. „Probabilistic, discriminative maneuver estimation in generic traffic scenes using pairwise probability coupling“. In: *2016 IEEE 19th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*. 2016, S. 1269–1276.
- [60] Julian Francisco Pieter Kooij, Nicolas Schneider, Fabian Flohr und Dariu M Gavrila.
„Context-based pedestrian path prediction“. In: *European conference on computer vision*. 2014, S. 618–633.
- [61] Markus Koschi und Matthias Althoff.
„Interaction-Aware Occupancy Prediction of Road Vehicles“.
In: *20th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*. 2017, S. 1–8.
- [62] Markus Koschi und Matthias Althoff.
„SPOT: A Tool for Set-Based Prediction of Traffic Participants“.
In: *2017 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)* (Juni 2017), S. 1686–1693.
- [63] Markus Koschi, Christian Pek, Mona Beikirch und Matthias Althoff. „Set-based prediction of pedestrians in urban environments considering formalized traffic rules“. In: *2018 21st International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*. IEEE. 2018, S. 2704–2711.
- [64] Juho Kostianen und Anu Tuominen.
„Mobility as a service - Stakeholders’ challenges and potential implications“.
In: *Towards User-Centric Transport in Europe*. Springer, 2019, S. 239–254.

- [65] Kraftfahrt-Bundesamt. *Fahrzeugzulassungen im Dezember 2020 – Jahresbilanz* –. Pressemitteilung 2/2021. Kraftfahrt-Bundesamt.
URL: https://www.kba.de/SharedDocs/Pressemitteilungen/DE/2021/pm_02_2021_fahrzeugzulassungen_12_2020_pdf.pdf;jsessionid=9BA44E8C0C83A54332ACE4AE55640FE1.live11292?__blob=publicationFile&v=6
(besucht am 12.01.2021).
- [66] Alex Kuefler, Jeremy Morton, Tim Wheeler und Mykel Kochenderfer.
„Imitating driver behavior with generative adversarial networks“.
In: *2017 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*. 2017, S. 204–211.
- [67] Anders Kugler. „The Setup for Triangle Rasterization.“
In: *Workshop on Graphics Hardware*. 1996, S. 49–58.
- [68] Andreas Lawitzky, Daniel Althoff, Christoph F Passenberg, Georg Tanzmeister, Dirk Wollherr und Martin Buss.
„Interactive Scene Prediction for Automotive Applications“.
In: *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*. 2013, S. 1028–1033.
- [69] Stéphanie Lefèvre, Christian Laugier und Javier Ibañez-Guzmán.
„Evaluating Risk at Road Intersections by Detecting Conflicting Intentions“.
In: *International Conference on Intelligent Robots and Systems* (Okt. 2012), S. 4841–4846.
- [70] Stéphanie Lefèvre, Dizan Vasquez und Christian Laugier.
„A survey on motion prediction and risk assessment for intelligent vehicles“.
In: *Robomech Journal* 1.1 (Juli 2014), S. 1–14.
- [71] D. Lenz, F. Diehl, M. T. Le und A. Knoll.
„Deep neural networks for Markovian interactive scene prediction in highway scenarios“.
In: *2017 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*. Juni 2017, S. 685–692.
- [72] Jiachen Li, Hengbo Ma, Wei Zhan und Masayoshi Tomizuka. „Generic probabilistic interactive situation recognition and prediction: From virtual to real“.
In: *2018 21st International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*. 2018, S. 3218–3224.
- [73] Martin Liebner, Michael Baumann, Felix Klanner und Christoph Stiller.
„Driver intent inference at urban intersections using the intelligent driver model“.
In: *2012 IEEE Intelligent Vehicles Symposium*. 2012, S. 1162–1167.
- [74] R. Liu und X. Zhu.
„Driving data distribution of human drivers in urban driving condition“.
In: *2017 IEEE 20th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*. Okt. 2017, S. 1–6.
- [75] Waymo LLC. *Introducing the 5th-generation Waymo Driver: Informed by experience, designed for scale, engineered to tackle more environments*. <https://blog.waymo.com/2020/03/introducing-5th-generation-waymo-driver.html>.
(Besucht am 07.03.2021).
- [76] Piergiuseppe Mallozzi. „Combining machine-learning with invariants assurance techniques for autonomous systems“.
In: *Proceedings of the 39th international conference on software engineering companion*. 2017, S. 485–486.

- [77] Piergiuseppe Mallozzi, Patrizio Pelliccione, Alessia Knauss, Christian Berger und Nassar Mohammadiha.
„Autonomous vehicles: State of the art, future trends, and challenges“.
In: *Automotive systems and software engineering*. Springer, 2019, S. 347–367.
- [78] Hiren M Mandalia und Mandalia Dario D Salvucci.
„Using support vector machines for lane-change detection“.
In: *Proceedings of the human factors and ergonomics society annual meeting*. Bd. 49. 2005, S. 1965–1969.
- [79] Audi AG : MediaCenter. *Sensorfelder der Umfeldüberwachung*. <https://www.audi-mediacycenter.com/de/fotos/detail/sensorfelder-der-umfeldueberwachung-52926>. (Besucht am 07.03.2021).
- [80] Risto Miikkulainen, Jason Liang, Elliot Meyerson, Aditya Rawal, Daniel Fink, Olivier Francon, Bala Raju, Hormoz Shahrzad, Arshak Navruzyan, Nigel Duffy u. a.
„Evolving deep neural networks“.
In: *Artificial intelligence in the age of neural networks and brain computing*. Elsevier, 2019, S. 293–312.
- [81] Manfred Mitschke und Henning Wallentowitz. *Dynamik der Kraftfahrzeuge*. ger. 5. Aufl. VDI-Buch. Wiesbaden: Springer Vieweg, 2014.
- [82] Nima Mohajerin und Mohsen Rohani.
„Multi-step prediction of occupancy grid maps with recurrent neural networks“.
In: *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*. 2019, S. 10600–10608.
- [83] Lothar Papula. *Mathematische Formelsammlung*. Vieweg+Teubner GWV Fachverlage GmbH, 2009.
- [84] Seong Hyeon Park, ByeongDo Kim, Chang Mook Kang, Chung Choo Chung und Jun Won Choi. „Sequence-to-sequence prediction of vehicle trajectory via LSTM encoder-decoder architecture“. In: *2018 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*. 2018, S. 1672–1678.
- [85] S Pellegrini, A Ess, K Schindler und L Van Gool.
„You’ll never walk alone: Modeling social behavior for multi-target tracking“.
In: *12th International Conference on Computer Vision*. 2009, S. 261–268.
- [86] Stefano Pellegrini, Andreas Ess und Marko Tanaskovic.
„Wrong Turn – No Dead End : a Stochastic Pedestrian Motion Model“. In: *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition - Workshops*. 2010, S. 15–22.
- [87] Dominik Petrich, Thao Dang, Dietmar Kasper, Gabi Breuel und Christoph Stiller.
„Map-based long term motion prediction for vehicles in traffic environments“.
In: *IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems, Proceedings, ITSC 1 (2013)*, S. 2166–2172.
- [88] Derek J Phillips, Tim A Wheeler und Mykel J Kochenderfer.
„Generalizable intention prediction of human drivers at intersections“.
In: *2017 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*. 2017, S. 1665–1670.

- [89] Juan Pineda. „A parallel algorithm for polygon rasterization“. In: *ACM SIGGRAPH Computer Graphics* 22.4 (1988), S. 17–20.
- [90] PWC. *Five trends transforming the Automotive Industry*. URL: <https://www.pwc.nl/en/publicaties/five-trends-transforming-the-automotive-industry.html> (besucht am 07.01.2020).
- [91] RH Rasshofer und K Gresser. „Automotive radar and lidar systems for next generation driver assistance functions“. In: *Advances in Radio Science* 3 (2005).
- [92] Eike Rehder und Horst Kloeden. „Goal-directed pedestrian prediction“. In: *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision workshops*. 2015, S. 50–58.
- [93] Eike Rehder, Florian Wirth, Martin Lauer und Christoph Stiller. „Pedestrian prediction by planning using deep neural networks“. In: *2018 IEEE international conference on robotics and automation (ICRA)*. 2018, S. 1–5.
- [94] Konrad Reif. *Fahrstabilisierungssysteme und Fahrerassistenzsysteme*. Bd. 1. Springer, 2010.
- [95] Dietrich Richter und Manfred Heindel. *Grundzüge der Straßenplanung*. Wiesbaden: B.G. Teubner Verlag / GWV Fachverlage GmbH.
- [96] Daniela Ridel, Nachiket Deo, Denis Wolf und Mohan Trivedi. „Scene compliant trajectory forecast with agent-centric spatio-temporal grids“. In: *IEEE Robotics and Automation Letters* 5.2 (2020), S. 2816–2823.
- [97] Alexandre Robicquet, Amir Sadeghian, Alexandre Alahi und Silvio Savarese. „Learning Social Etiquette : Human Trajectory Understanding in Crowded Scenes“. In: *European Conference on Computer Vision*. 2016, S. 549–565.
- [98] SAE. „Taxonomy and Definitions for Terms Related to Driving Automation Systems for On-Road Motor Vehicles“. In: J3016 201806 (Juni 2018).
- [99] N. H. Saleem und R. Klette. „Accuracy of free-space detection: Monocular versus binocular vision“. In: *2016 international conference on image and vision computing new zealand (IVCNZ)*. Nov. 2016, S. 1–6.
- [100] Julian Schleichriemen, Andreas Wedel, Gabi Breuel und Klaus-Dieter Kuhnert. „A probabilistic long term prediction approach for highway scenarios“. In: *17th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*. IEEE. 2014, S. 732–738.
- [101] Julian Schleichriemen, Andreas Wedel, Joerg Hillenbrand, Gabi Breuel und Klaus-Dieter Kuhnert. „A lane change detection approach using feature ranking with maximized predictive power“. In: *2014 IEEE intelligent vehicles symposium proceedings*. 2014, S. 108–114.
- [102] Robert F Schmidt und Gerhard Thews. *Physiologie des Menschen*. Springer-Verlag, 2013.
- [103] Nicolas Schneider und Dariu M Gavrilă. „Pedestrian path prediction with recursive bayesian filters: A comparative study“. In: *German Conference on Pattern Recognition*. Springer. 2013, S. 174–183.

- [104] Christoph Schöller, Vincent Aravantinos, Florian Lay und Alois Knoll. „What the constant velocity model can teach us about pedestrian motion prediction“. In: *IEEE Robotics and Automation Letters* 5.2 (2020), S. 1696–1703.
- [105] Marcel Schreiber, Stefan Hoermann und Klaus Dietmayer. „Long-term occupancy grid prediction using recurrent neural networks“. In: *2019 International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. 2019, S. 9299–9305.
- [106] Matthias Schreier, Volker Willert und Jürgen Adamy. „An Integrated Approach to Maneuver-Based Trajectory Prediction and Criticality Assessment in Arbitrary Road Environments“. In: *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems* 17.10 (Okt. 2016), S. 2751–2766.
- [107] Robin Schubert, Eric Richter und Gerd Wanielik. „Comparison and evaluation of advanced motion models for vehicle tracking“. In: *2008 11th international conference on information fusion*. 2008, S. 1–6.
- [108] Sayanan Sivaraman und Mohan M Trivedi. „A review of recent developments in vision-based vehicle detection“. In: *2013 IEEE intelligent vehicles symposium (IV)*. 2013, S. 310–315.
- [109] Alan N Steinberg, Christopher L Bowman und Franklin E White. „Revisions to the JDL data fusion model“. In: *Sensor fusion: Architectures, algorithms, and applications III*. Bd. 3719. 1999, S. 430–441.
- [110] Liting Sun, Wei Zhan, Yeping Hu und Masayoshi Tomizuka. „Interpretable modelling of driving behaviors in interactive driving scenarios based on cumulative prospect theory“. In: *2019 IEEE Intelligent Transportation Systems Conference (ITSC)*. 2019, S. 4329–4335.
- [111] Ömer Sahin Tas, Florian Kuhnt, J Marius Zöllner und Christoph Stiller. „Functional system architectures towards fully automated driving“. In: *2016 IEEE intelligent vehicles symposium (IV)*. 2016, S. 304–309.
- [112] US Department of Transportation. *Next Generation Simulation (NGSIM)*. Sep. 2019. URL: <https://ops.fhwa.dot.gov/trafficanalysistools/ngsim.htm> (besucht am 20.09.2019).
- [113] Peter Trautman und Andreas Krause. „Unfreezing the Robot : Navigation in Dense , Interacting Crowds“. In: *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. 2010, S. 797–803.
- [114] Dizan Vasquez. „Novel planning-based algorithms for human motion prediction“. In: *2016 IEEE international conference on robotics and automation (ICRA)*. 2016, S. 3317–3322.
- [115] Berufsgenossenschaft Verkehrswirtschaft Post-Logistik Telekommunikation (BG Verkehr). *Die EU setzt auf Assistenzsysteme*. <https://www.bg-verkehr.de/medien/news/2020/ausgabe-1-2020/aktuell/die-eu-setzt-auf-assistenzsysteme>. (Besucht am 07.03.2021).

- [116] Tim A Wheeler, Philipp Robbel und Mykel J Kochenderfer. „Analysis of microscopic behavior models for probabilistic modeling of driver behavior“. In: *2016 IEEE 19th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*. 2016, S. 1604–1609.
- [117] Hermann Winner, Stephan Hakuli und Gabriele Wolf. *Handbuch Fahrerassistenzsysteme*. 3th. Springer Vieweg, 2015.
- [118] Hanwool Woo, Yonghoon Ji, Hitoshi Kono, Yusuke Tamura, Yasuhide Kuroda, Takashi Sugano, Yasunori Yamamoto, Atsushi Yamashita und Hajime Asama. „Lane-change detection based on vehicle-trajectory prediction“. In: *IEEE Robotics and Automation Letters* 2.2 (2017), S. 1109–1116.
- [119] Jingyuan Wu, Johannes Ruenz und Matthias Althoff. „Probabilistic map-based pedestrian motion prediction taking traffic participants into consideration“. In: *2018 IEEE intelligent vehicles symposium (IV)*. 2018, S. 1285–1292.
- [120] K. Yamaguchi, A. C. Berg, L. E. Ortiz und T. L. Berg. „Who are you with and Where are you going?“ In: *CVPR 2011*. 2011.
- [121] Seungje Yoon und Dongsuk Kum. „The multilayer perceptron approach to lateral motion prediction of surrounding vehicles for autonomous vehicles“. In: *2016 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*. 2016, S. 1307–1312.
- [122] Wei Zhan, Arnaud La de Fortelle, Yi-Ting Chen, Ching-Yao Chan und Masayoshi Tomizuka. „Probabilistic prediction from planning perspective: Problem formulation, representation simplification and evaluation metric“. In: *2018 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*. IEEE, 2018, S. 1150–1156.
- [123] Min Zhao, David Kathner, Meike Jipp, D Soffker und Karsten Lemmer. „Modeling driver behavior at roundabouts: Results from a field study“. In: *2017 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*. 2017, S. 908–913.
- [124] Alex Zyner, Stewart Worrall und Eduardo Nebot. „A recurrent neural network solution for predicting driver intention at unsignalized intersections“. In: *IEEE Robotics and Automation Letters* 3.3 (2018), S. 1759–1764.
- [125] Alex Zyner, Stewart Worrall und Eduardo Nebot. „Naturalistic Driver Intention and Path Prediction Using Recurrent Neural Networks“. In: *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems* 21.4 (2020), S. 1584–1594.
- [126] Alex Zyner, Stewart Worrall, James Ward und Eduardo Nebot. „Long short term memory for driver intent prediction“. In: *2017 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*. 2017, S. 1484–1489.