

# Querverkehrsassistenz unter Berücksichtigung von Unsicherheiten aus Sensorik und Prädiktion

Von der Fakultät für Ingenieurwissenschaften,  
Abteilung Maschinenbau und Verfahrenstechnik  
der Universität Duisburg-Essen  
zur Erlangung des akademischen Grades  
eines

Doktors der Ingenieurwissenschaften  
Dr.-Ing.

genehmigte Dissertation

von  
Andreas von Eichhorn  
aus  
Freiburg i.Br.

Gutachter: Univ.-Prof. Dr.-Ing. Dieter Schramm  
Univ.-Prof. Dr.-Ing. Fritz Busch

Tag der mündlichen Prüfung: 20. November 2014



---

## Zusammenfassung

---

Obwohl die Statistik aufzeigt, dass sich an Kreuzungen gehäuft Unfälle ereignen, wird der Fahrer in dieser offensichtlich komplexen Situation bis dato nur in wenigen Serienfahrzeugen von Assistenzsystemen unterstützt. Eine Ursache hierfür ist die eingeschränkte Einsicht konventioneller On-Board Sensorik wie Radar und Kamera in den seitlichen Kreuzungsarm, wodurch potentiell vorhandener Querverkehr erst spät erfasst werden kann.

Die Kommunikation zwischen Fahrzeugen stellt einen vielversprechenden technologischen Fortschritt zur Beherrschung kritischer Situationen im Kreuzungsbereich dar. Bei der Anwendung dieser Technologie entstehen eine Reihe von neuen Fragestellungen: Reicht die Genauigkeit der satellitengestützten Lokalisierung aus, um dem Fahrer eine möglichst falschwarnungsfreie, aber dennoch wirksame Assistenz anbieten zu können? Wie kann bei der Bewertung der Kritikalität mit den variierenden Unsicherheiten aus der Lokalisierung umgegangen werden? Welchen Einfluss nehmen die Unsicherheiten, die aus dem Fahrerverhalten resultieren?

Um diese Fragen zu beantworten, wird in dieser Arbeit ein prototypisches Assistenzsystem entwickelt und im Rahmen eines Feldversuchs mit Probanden getestet. Die Messdaten dienen einerseits dazu, durch Expertenanalyse und Fahrerbefragung Optimierungspotential des bestehenden Systems zu identifizieren und liefern andererseits eine umfangreiche Datenbasis für die Evaluierung von neuen Ansätzen. Dies stellt die Grundlage dar für die im weiteren Verlauf entwickelten Methoden zur Handhabung von Unsicherheiten aus Fahrerverhalten und Sensorik.

Die Abbiegeabsicht wird mit einem neuartigen Ansatz bewertet, der aus Sicht des Fahrers mehrere mögliche Manöver plant. Anhand der zeitlichen Entwicklung der sogenannten optimalen Überführungskosten wird auf die Abbiegeabsicht des Fahrers geschlossen. Das Verfahren wird mittels zahlreicher realer Abbiegemanöver evaluiert. Es kann gezeigt werden, dass eine verlässliche Detektion bereits zu einem Zeitpunkt möglich ist, welcher dem Fahrer eine hinreichend große Reaktionszeitreserve gewährt, um eine kritische Situation selbst zu entschärfen.

Der Umgang mit den Unsicherheiten aus der Sensorik gelingt, indem zunächst zeitbasierte Kriterien zur Bewertung der Kritikalität im deterministischen Fall untersucht werden.

---

Anschließend wird mit Hilfe der Methode der exakten Monome und mehrdimensionaler Gauß-Quadratur eine recheneffiziente Approximation für den probabilistischen Fall vorgeschlagen.

---

## Abstract

---

Traversing an intersection is a challenging task for human drivers. Vehicle accident statistics, which provide evidence of this adverse circumstance, indicate an increased frequency of accidents. However, advanced driver assistance systems that provide assistance during intersection situations are not available in all series production cars. Among other reasons this is due to the reduced detection range of conventional sensors, such as radar or cameras for vehicles on lateral crossroads.

Collision avoidance based on vehicle-to-vehicle communication technology exhibits promising attributes for the control of this type of situation because crossing traffic can be detected even without a line-of-sight. However, the application of this technology introduces the following new issues: Is the precision of satellite based positioning sufficiently accurate to provide effective assistance to a driver while maintaining a low false-positive warning rate? What is the best approach to coping with the varying uncertainty of localization measurements during criticality assessment? How is the uncertainty about the intention of the driver related to this issue?

To answer these questions, a prototype system is developed and extensively tested during a field-operational test using naive probands. The acquired data enables the optimization of the current system via analysis by experts and driver surveys. The data also serves as an extensive data base for the evaluation of the new algorithms developed in this thesis, which focus both on the uncertainty in the driver's behavior and in measurement.

Turning maneuver intention is estimated by a novel approach, in which several possible maneuvers are planned from the viewpoint of the driver. To infer the intended maneuver, the gradient of the optimal cost-to-go of each planned trajectory is employed. This approach is evaluated with numerous turning maneuvers and enables early and reliable detection of the actual conducted maneuver, which facilitates an effective warning.

The ability to handle measurement uncertainty is addressed by examining time-based criticality measures for the deterministic case. Subsequently, an efficient approximation for the probabilistic case, which is based on a method of exact monomials and multidimensional Gaussian quadrature, is proposed.



---

## Danksagung

---

Die vorliegende Arbeit entstand während meiner Tätigkeit als Doktorand der BMW Group Forschung und Technik. Rückblickend erscheint die Zeit wie eine lange Reise, schließlich gleicht das Verfassen der Arbeit in vielen Aspekten dem Erklimmen eines Gipfels, der lange Zeit unerreichbar erscheint und nach ungezählten, ebenso mühsamen wie lehrreichen Stunden irgendwann eine neue Perspektive ermöglicht.

Diese Arbeit wäre unvollständig, ohne all diejenigen zu würdigen, die das Gelingen dieses Vorhabens ermöglicht haben. An erster Stelle gilt mein herzlichster Dank Herrn Prof. Schramm für die Betreuung der Arbeit, das in mich gesetzte Vertrauen und die stets angenehme Zusammenarbeit, ungehindert der räumlichen Distanz zwischen Duisburg und München. Ebenso möchte ich mich herzlichst bei Herrn Prof. Busch für die Übernahme des Korreferats bedanken.

Die Zeit als Doktorand wäre ohne den Beitrag vieler geschätzter Kollegen sicherlich weitaus anstrengender gewesen. Zu aller erst bin ich Dr. Peter Zahn zu großem Dank verpflichtet, für die sehr persönliche und intensive Betreuung seitens BMW und für die Freiheit, bei der Gestaltung des Themas eigenen Ideen einbringen zu können. Weiterhin danke ich allen Kollegen für Ihre Hilfe, insbesondere Dr. Klaus Gresser, Dr. Ronald Kates, Lawrence Louis, Arne Purschwitz, Dr. Philipp Reinisch und Udo Rietschel für die Unterstützung und Zusammenarbeit. Mein besonderer Dank gilt Dr. Moritz Werling, der mit seinen brillanten Ideen immer wieder für Fortschritt von Inhalt und Motivation gesorgt hat! Ebenso bedanke ich mich bei den Kollegen vom Lehrstuhl vom Mechatronik in Duisburg - ich habe mich dort stets sehr Willkommen gefühlt.

Weiterhin danke ich Sebastian Kotrabaty, Thomas Simon, Yun-Chen Jow, Alexander Schumacher und Thomas Wiesnet, die mit ihren studentischen Arbeiten einen großen Beitrag geleistet haben. Ich hoffe inständig, das Gigabyte-weise Auswerten der Messdaten hat bei keinem von euch eine bleibende Aversion gegen Kreuzungen hinterlassen.

Ganz besonders danke ich meinen Eltern - für alles!

München, Dezember 2014

Andreas von Eichhorn





---

# Inhaltsverzeichnis

---

<b>Abkürzungen und Formelzeichen</b>	<b>xiii</b>
<b>1 Einleitung</b>	<b>1</b>
1.1 Motivation . . . . .	1
1.2 Stand der Technik . . . . .	3
1.2.1 Unsicherheiten im Fahrerverhalten . . . . .	3
1.2.2 Unsicherheiten in der Sensorik . . . . .	5
1.3 Untersuchungsbedarf . . . . .	6
1.4 Aufbau und Ziel der Arbeit . . . . .	6
<b>2 Lokalisierung und Kommunikation</b>	<b>9</b>
2.1 Lokalisierung . . . . .	9
2.1.1 Satellitengestützte Lokalisierung . . . . .	10
2.1.2 Positionsfilter . . . . .	14
2.1.3 Evaluierung . . . . .	20
2.1.4 Zusammenfassung . . . . .	23
2.2 Kommunikation . . . . .	24
2.2.1 Zelluläre Kommunikation . . . . .	24
2.2.2 Ad-Hoc Kommunikation . . . . .	25
2.2.3 Zusammenfassung . . . . .	26
2.3 Digitale Karten . . . . .	27
2.3.1 Fahrspurzuordnung . . . . .	27
2.4 Zusammenfassung . . . . .	29
<b>3 Systementwicklung und -bewertung in einem Feldtest</b>	<b>31</b>
3.1 Einführung . . . . .	31
3.2 Warnalgorithmus . . . . .	32
3.2.1 Konzept . . . . .	32
3.2.2 Struktur . . . . .	33

3.2.3	Warnmodul . . . . .	34
3.2.4	Umsetzung im Fahrzeug . . . . .	36
3.3	Versuchsdurchführung . . . . .	37
3.4	Versuchsauswertung . . . . .	39
3.4.1	Kommunikationsbedingungen . . . . .	39
3.4.2	Bewertung der Warnauslösungen . . . . .	40
3.5	Diskussion . . . . .	42
3.6	Zusammenfassung . . . . .	43
<b>4</b>	<b>Manövererkennung</b>	<b>45</b>
4.1	Problembeschreibung . . . . .	45
4.2	Absichtserkennung anhand der optimalen Überführungskosten . . . . .	48
4.3	Systemdynamik . . . . .	51
4.4	Kostenfunktional . . . . .	52
4.5	Implementierung . . . . .	56
4.6	Validierung . . . . .	58
4.7	Zusammenfassung und Diskussion . . . . .	62
<b>5</b>	<b>Ermittlung des Eingriffszeitpunkts</b>	<b>65</b>
5.1	Bewertung der Kritikalität . . . . .	65
5.1.1	Zeitreserven . . . . .	66
5.1.2	Vermeidungsmanöver . . . . .	67
5.2	Deterministische Berechnung von Zeitreserven . . . . .	68
5.2.1	Prädiktionsmodell . . . . .	68
5.2.2	Zeitlücke . . . . .	68
5.2.3	Bremszeitreserve . . . . .	70
5.2.4	Beschleunigungszeitreserve . . . . .	75
5.3	Approximation von Wahrscheinlichkeitsverteilungen . . . . .	76
5.3.1	Eindimensionale Quadratur . . . . .	78
5.3.2	Mehrdimensionale Quadratur . . . . .	80
5.4	Probabilistische Berechnung von Zeitreserven . . . . .	81
5.4.1	Vereinfachte Betrachtung . . . . .	82
5.4.2	Allgemeine Betrachtung . . . . .	84
5.4.3	Modellierung der Unsicherheiten . . . . .	86
5.4.4	Anwendungsbeispiele . . . . .	88
5.4.5	Zusammenfassung und Diskussion . . . . .	91
<b>6</b>	<b>Evaluierung</b>	<b>93</b>
6.1	Bewertung der Abbiegeabsicht . . . . .	94
6.1.1	Vergleich mit einem alternativen Ansatz . . . . .	98
6.1.2	Diskussion . . . . .	98
6.2	Bewertung der Anhalteabsicht . . . . .	100
6.2.1	Prognose der Unfallfolgeschwere . . . . .	100

6.2.2	Vorbetrachtungen . . . . .	101
6.2.3	Gütebewertung . . . . .	103
6.2.4	Diskussion . . . . .	105
6.3	Bewertung der Wirksamkeit . . . . .	106
6.4	Zusammenfassung und Diskussion . . . . .	108
<b>7</b>	<b>Zusammenfassung und Ausblick</b>	<b>109</b>
7.1	Zusammenfassung . . . . .	109
7.2	Ausblick . . . . .	111
7.3	Schluss . . . . .	112
<b>A</b>	<b>Anhang</b>	<b>113</b>
A.1	Fahrerbriefing . . . . .	113
A.2	AIS-Skala . . . . .	114
A.3	Parametervariation der Warnfunktion . . . . .	114
	<b>Literaturverzeichnis</b>	<b>119</b>



---

## Abkürzungen und Formelzeichen

---

### Abkürzungen

---

Abkürzung	Bedeutung
ABS	Antiblockiersystem
AIS	Abbreviated Injury Scale
API	Application Programming Interface
C2X	Car-2-X Kommunikation
CA	Constant Acceleration
CAD	Computer Aided Design
CAM	Cooperative Awareness Message
CAN	Controller Area Network
CMS	Collision Mitigation System
CTG	Cost-to-go
CV	Constant Velocity
DOP	Dilution Of Precision
DGPS	Differential GPS
EKF	Extended Kalman Filter
ESP	Electronic Stability Control
FAS	Fahrerassistenzsysteme
GIDAS	German In-Depth Accident Study
GNSS	Global Navigation Satellite System
GPS	Global Positioning System
HMI	Human Machine Interface (Mensch-Maschine-Schnittstelle)
IAPET	Initially Attempted Post Encroachment Time
KF	Kalman-Filter
KQA	Kreuzungsquerverkehrsassistenz
LOS	Line-Of-Sight (direkte Sichtverbindung)

LSA	Lichtsignalanlage
LTE	Long Term Evolution
NLOS	Non Line-of-Sight
NMPC	Nonlinear Model Predictive Control
PET	Post Encroachment Time
ROC	Receiver Operating Characteristic
RMS	Root-Mean-Square
SPS	Standard Positioning Service
TTB	Time-to-break
TTC	Time-to-collision
TTD	Time-to-disappear
TTE	Time-to-entry
TTK	Time-to-kickdown
UMTS	Universal Mobile Telecommunications System
UT	Unscented Transformation
VAPI	Vehicle-API
VZ	Verkehrszeichen

---

## Formelzeichen

### Notationen

Notation	Bedeutung
nicht fett, kursiv	Skalar, z.B. $x$
klein, fett	Vektor, z.B. $\mathbf{x}$
groß, fett	Matrix, z.B. $\mathbf{X}$
$ \cdot $	Betrag
$(\cdot)^*$	optimal
$(\cdot)^T$	transponiert
$(\cdot)'$	Wegableitung
$\dot{(\cdot)}$	Zeitableitung
$\hat{(\cdot)}$	Schätzwert
$p(A)$	Wahrscheinlichkeit des Ereignisses A
$p(A B)$	Wahrscheinlichkeit für A unter der Bedingung B
$p(A, B)$	Wahrscheinlichkeit für A und B
$\mathbb{C}$	Menge der komplexen Zahlen
$\mathbb{D}_f$	Definitionsmenge der Funktion f
$\mathbb{E}(\cdot)$	Erwartungswert
$\mathbb{R}$	Menge der reellen Zahlen
$\det(\cdot)$	Determinante
$\text{diag}(\cdot)$	Diagonalmatrix
$\text{floor}(\cdot)$	abgerundet

---

---

## Häufig verwendete Indizes

Index	Bedeutung
$(\cdot)_0$	zum aktuellen Zeitpunkt
$(\cdot)_{\text{ego}}$	bezogen auf das Egofahrzeug
$(\cdot)_f$	Zielzustand
$(\cdot)_i$	Laufindex
$(\cdot)_k$	zum Zeitschritt $k$
$(\cdot)_{\text{kb}}$	bezogen auf den Kollisionsbereich
$(\cdot)_n$	normal-/quer-
$(\cdot)_{\text{obj}}$	bezogen auf das Fremdfahrzeug
$(\cdot)_t$	tangential-/längs-

## Wiederkehrende Symbole

Symbol	Bedeutung
$a$	Beschleunigung
$a_{\text{max}}$	Maximale Beschleunigung
$a_{\text{min}}$	Minimale Beschleunigung
$e$	Fehler
$g_{\text{max}}$	Schwellwert für Gradient der Überführungskosten
$j$	Ruck
$k_x$	Gewichtungsfaktor für Kostenterm $x$
$l_{\text{fzg}}$	vollständige Fahrzeuglänge
$l_{\text{kb}}$	Strecke für die Durchquerung des Konfliktbereichs
$l_w$	Abstand zwischen Vorder- und Hinterachse
$p$	Wahrscheinlichkeit
$p_{\text{conf}}$	Entscheidungssicherheit
$s$	Strecke oder Laplaceparameter
$t$	Zeit oder Kurvenparameter
$t_{\text{aus}}$	Austrittszeit
$t_{\text{ein}}$	Eintrittszeit
$t_{\Delta}$	Zeitlücke
$t_{\Delta, \text{min}}$	Mindestzeitlücke
$t_{\Delta, n}$	negativer Anteil der Zeitlücke
$t_{\Delta, p}$	positiver Anteil der Zeitlücke
$t_w$	Warn- bzw. Eingriffsschwelle
$u$	Systemeingang
$v$	Geschwindigkeit
$w$	Quadraturgewicht
$v_{\text{ch}}$	charakteristische Geschwindigkeit
$x$	Zustand

$\mathbf{z}$	Messvektor
$\mathbf{A}$	Systemmatrix
$\mathbf{B}$	Eingangsmatrix
$\mathbf{C}$	Messmatrix
$\mathbf{I}$	Einheitsmatrix
$J$	Kosten
$J_{\text{row}}$	Kosten aus der Vorfahrtsregelung
$\mathbf{K}$	Kalmanrückführung
$\mathbf{K}_f$	Gewichtungsmatrix Endabweichungen
$G^*$	Optimale Überführungskosten
$G_G$	Übertragungsfunktion des DT <sub>1</sub> Tiefpass
$\mathbf{M}$	Kovarianzmatrix der Steuergrößen
$\mathbf{Q}$	Kovarianzmatrix des Messrauschens
$\mathbf{R}$	Kovarianzmatrix des Prozessrauschens
$\mathbf{R}_u$	Gewichtungsmatrix der Systemeingänge
$T_g$	Zeitkonstante des DT <sub>1</sub> Tiefpass
$V_f$	Anteil des Kostenfunktionals zur Bewertung des Endzustands
$\delta$	Lenkwinkel
$\mu$	Erwartungswert
$\boldsymbol{\mu}$	Vektor der Erwartungswerte
$\sigma$	Standardabweichung
$\theta$	Kurswinkel
$\tau$	Prädiktionszeit
$\boldsymbol{\Sigma}$	Kovarianzmatrix
$\Phi$	kumulative Verteilungsfunktion der Normalverteilung
$\mathcal{G}$	Zielhypothese
$\mathcal{M}$	Manöver
$\mathcal{N}$	Normalverteilung

---



# KAPITEL 1

---

## Einleitung

---

### 1.1 Motivation

Die Zahl der Verkehrstoten in Deutschland weist in den letzten Jahren einen kontinuierlichen Abwärtstrend auf, trotz des steigenden Verkehrsaufkommens (Destatis, 2012).<sup>1</sup> Der städtische Bereich stellt hierbei einen Unfallschwerpunkt dar. In Deutschland ereignen sich 69% aller Unfälle mit Personenschaden innerorts (Destatis, 2013). Der „Zusammenstoß mit einem anderen Fahrzeug, das einbiegt oder kreuzt“ ist die häufigste Unfallart innerhalb von Ortschaften (siehe Abbildung 1.1). In 90% der Unfälle ist menschliches Fehlverhalten eine Ursache. Das häufigste Fehlverhalten sind Fehler beim Abbiegen, Wenden, Rückwärtsfahren bzw. beim Ein- und Anfahren; Vorfahrtsfehler stehen an zweiter Stelle.<sup>2</sup> Die im Vergleich zum Autobahn- und Überlandbereich niedrige Geschwindigkeit bewirkt dabei erfreulicherweise in vielen Fällen einen glimpflicheren Ausgang der Unfälle: Trotz des hohen Anteils am Gesamtunfallgeschehen werden innerorts lediglich 29,5% der tödlich verunglückten Unfallopfer registriert. Die Unfallstatistik weist auch im internationalen Vergleich eine ähnliche Tendenz auf. Europaweit ereignen sich 21% aller Unfälle an Kreuzungen (ERSO, 2008), in den Vereinigten Staaten sind es 25% (NHTSA, 2011).

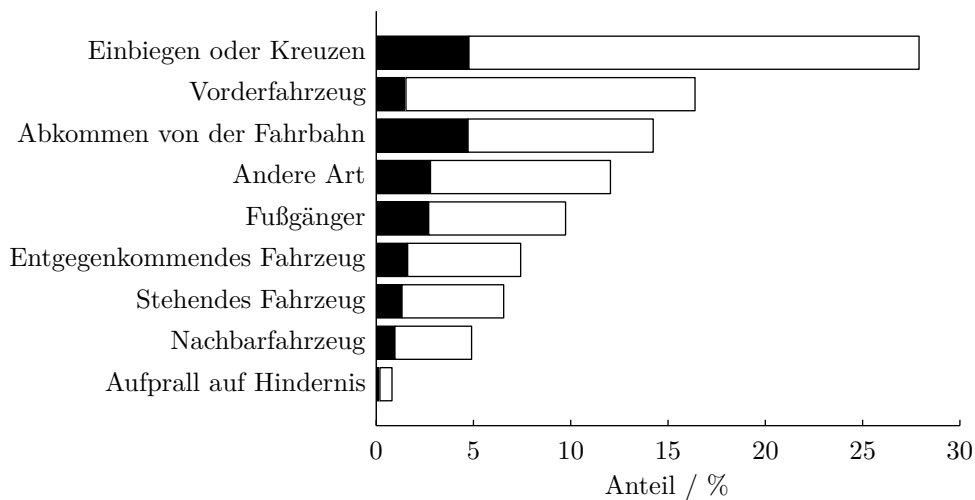
Bezogen auf die Personengruppen weist die Statistik eine Altersabhängigkeit auf: Während bei jüngeren Fahrern im Alter von 18-25 Jahren *nicht angepasste Geschwindigkeit* eine häufige Unfallursache ist, nimmt bei älteren Fahrern die Ursache *Vorfahrtsmissachtung* oder *Abbiegefehler* überdurchschnittlich zu.

Aktive Sicherheitssysteme heutiger Serienfahrzeuge zielen vielfach auf die Vermeidung von Unfällen beim freien Fahren oder mit Längsverkehr ab. Darunter fallen das ESP zur

---

<sup>1</sup> Einzig das Jahr 2011 stellt eine Ausnahme dar. Bedingt durch das gute Wetter ereigneten sich mehr Motorradunfälle.

<sup>2</sup> Eine detaillierte Aufstellung zur Häufigkeit der verschiedenen Unfalltypen findet sich z.B. bei Mages (2008) oder Klanner (2008).



**Abbildung 1.1:** Unfälle mit Personenschäden nach Unfallart in Deutschland (Destatis, 2012). Der weiße Anteil der Balken entspricht den Unfällen, in denen die Unfallopfer höchstens leicht verletzt wurden.

Vermeidung des Abkommens von der Fahrbahn durch Schleudern sowie Bremsassistenten zur Vermeidung von Auffahrunfällen und Spurwechselassistenten zur Vermeidung von Unfällen auf mehrspurigen Fahrbahnen. Trotz des großen Potentials zur Unfallvermeidung werden Unfälle mit Querverkehr bis dato kaum in Seriensystemen adressiert.<sup>3</sup> Dabei ist davon auszugehen, dass die relative Bedeutung des Kreuzungsbereichs am Gesamtunfallgeschehen zukünftig weiter ansteigt. Dies liegt zum einen darin begründet, dass die genannten Systeme zur Unfallvermeidung im Längsverkehr zunehmend Einzug halten in die Volumemärkte der Unter- und Mittelklasse. Zum anderen nimmt in Deutschland bedingt durch den demografischen Wandel der Anteil älterer Verkehrsteilnehmer zu, welche statistisch gesehen einem höheren Risiko ausgesetzt sind, in einen Kreuzungsunfall verwickelt zu werden.

Eine wesentliche Ursache für die geringe Verbreitung von Serienanwendungen stellen die eingeschränkten Möglichkeiten zur Erfassung von querenden Fahrzeugen mit konventionellen On-Board Sensoren wie Radar, Lidar oder Kamera dar. Im Kreuzungsbereich ist aufgrund von Bebauung, parkenden Fahrzeugen oder anderen Hindernissen vielerorts die Einsicht in den Seitenarm erst zu einem späten Zeitpunkt der Annäherung möglich. Abhilfe schafft an dieser Stelle die Einführung der Kommunikation zwischen Fahrzeugen, die eine Erfassung von querenden Objekten auch bei Sichtverdeckungen ermöglicht.

Mit dieser sensorischen Erweiterung gehen jedoch technische Herausforderungen einher. Die in den kommunizierten Nachrichten enthaltenen Positionsinformationen sind mit einer größeren Unsicherheit behaftet als bei Verwendung konventioneller Sensorik. Üblicherweise wird auf satellitengestützte Lokalisierung zurückgegriffen, wodurch mit Ungenauigkeiten im Bereich von wenigen Metern zu rechnen ist. Insbesondere im städtischen Bereich werden

<sup>3</sup> Nach Kenntnis des Autors gibt es erst seit dem Jahr 2012 vereinzelt Serienmodelle mit Querverkehrsassistentenz.

die Empfangsbedingungen der Satellitensignale durch Abschattungen und Reflektionen an Gebäuden und Brücken erschwert.

Neben den sensorischen Unsicherheiten beinhaltet das vielschichtige Fahrerverhalten an Kreuzungen einen bedeutenden Anteil an den Unsicherheiten bei der Situationsbewertung. Während die Messung also für Unsicherheiten über den aktuellen Zustand verantwortlich ist, bedingt das menschliche Fahrerverhalten die Unsicherheiten in der Prädiktion. Beide Fragestellungen sind eng miteinander verknüpft: Eine fehlerfreie Messung bringt keinen Nutzen, wenn falsche Annahmen über das zukünftige Verhalten des Fahrers getroffen werden. Gleichzeitig kann selbst mit dem Wissen über das zukünftige Verhalten des Fahrers eine Kollision nicht erkannt werden, wenn fehlerhafte Daten gemessen werden. Es stellt sich die Frage, ob und wie trotz dieser zahlreichen Quellen von Unsicherheiten eine kundenwertige Funktion umgesetzt werden kann.

## 1.2 Stand der Technik

Infolge des großen Potentials zur Unfallvermeidung steht die Kreuzungsassistenz schon seit Längerem im Fokus der angewandten Forschung. Um den Überblick zu erleichtern wird der Stand der Technik in zwei Kategorien gegliedert, je nachdem ob Unsicherheiten aus dem Fahrerverhalten oder aus der Sensorik behandelt werden. Eine eindeutige Zuordnung ist jedoch nicht in allen Fällen möglich.

### 1.2.1 Unsicherheiten im Fahrerverhalten

Es wird angenommen, dass ein Fahrer eine Warnung dann als berechtigt wahrnimmt, wenn für das von ihm beabsichtigte Manöver eine noch genauer zu definierende, hohe Kritikalität besteht. Die Unsicherheit darüber, was der Fahrer beabsichtigt, ist eine der wesentlichen Herausforderungen bei der maschinellen Situationsinterpretation. Bei der Bewertung der Fahrerabsicht im Kreuzungsbereich können drei Fragestellungen unterschieden werden: Die Bewertung der Anhalte- und der Abbiegeabsicht, sowie die Bewertung der Relevanz der weiteren Verkehrsteilnehmer für das betrachtende Manöver.

Um die Frage zu beantworten, ob und wann die Anhalteabsicht erkannt werden kann, greifen viele Arbeiten in der Literatur auf Verkehrsbeobachtungen zurück. Häufig werden mit stationären Radarsensoren die Geschwindigkeitsprofile der Kreuzungsanfahrten erfasst (Aoude u. a., 2011; Doerzaph, 2007; Mages, 2008). Für die weiteren Ausführungen ist es hilfreich, wenn gedanklich zwischen zwei Fahrfehlern eines Unfallverursachers unterschieden wird, welche durch unterschiedliche kognitive Fehlleistungen des Fahrers entstehen: Zum einen die Fehlinterpretation der Vorfahrtsregelung, zum anderen das Missachten oder Übersehen von vorfahrtsberechtigtem Querverkehr.

Im erstgenannten Fall wird angenommen, dass sich der Fahrer wie ein vorfahrtsberechtigter Fahrer verhält und ungebremst in die Kreuzung einfährt. Dieses Verhalten lässt sich frühzeitig von dem eines anhaltenden Fahrer unterscheiden. Mages (2008) zeigt, dass in 95% der untersuchten Anfahrten auf einem wartepflichtigen Kreuzungsarm mindestens 1 s

vor dem Erreichen der Kreuzung eine Reaktion in Form der Bremspedalbetätigung beobachtet werden kann. Daraus schließt der Autor, dass dem unfallverursachenden Fahrer im Falle der Fehlinterpretation der Vorfahrtsregelung mit einem warnenden Assistenzsystem eine hinreichend große Reaktionszeit zur Verfügung steht, um eine kritische Situation nach einer Warnung selbst zu entschärfen. Gleichzeitig ist von einer geringen Falschwarnrate normaler Fahrer auszugehen.

Schwieriger gestaltet sich die Erkennung der Anhalteabsicht, wenn der Fehler des Fahrers darin besteht, vorfahrtsberechtigten Querverkehr zu übersehen. In diesem Fall zeigt sich typischerweise zunächst die Betätigung des Bremspedals, als Reaktion auf das Vorfahrt-Achten Gebot. Im Verlauf der Anfahrt wird der Bremsvorgang abgebrochen und die Kreuzung überquert. Bei diesem Fahrfehler entspricht das Fahrverhalten dem eines wartepflichtigen Fahrers, der die Kreuzung ohne Vorhandensein von Querverkehr überquert. Der Abbruch wird bei Mages (2008) mit Hilfe von drei Merkmalen detektiert: Dem Freigeben des Bremspedals, dem Vergleich der sogenannten benötigten Verzögerung mit der aktuell gemessenen Verzögerung sowie mit dem Vergleich der benötigten Verzögerung mit einem Schwellwert. In dem untersuchten Datensatz können bei einer Fehlerkennungsquote von ca. 2,5% der Anhaltvorgänge weniger als 20% der abgebrochenen Durchfahrten rechtzeitig erkannt werden. Eine deutliche Verbesserung zeigt sich, wenn statt einer Warnung ein sogenannter Teileingriff angewendet wird. Hier wird im Falle einer kritischen Situation während der Reaktionszeit des Fahrers mit einer Verzögerung in Höhe von  $-3 \text{ m/s}^2$  gebremst. Dadurch wird es möglich, erst später in die Situation einzugreifen. Bei gleicher Fehlerkennungsquote kann die Erkennungsquote auf 55% bis 75% erhöht werden.

Neben der Anhalte- besitzt auch die Abbiegeabsicht einen entscheidenden Einfluss auf die Kritikalität einer Situation. Als Merkmale zur Bewertung können Blinker, Geschwindigkeit, Zieleingabe im Navigationssystem oder Kartendaten verwendet werden (siehe u.a. Klanner (2008); Lefèvre u. a. (2011); Liebner u. a. (2012)). An dieser Stelle sei für eine genauere Diskussion der Thematik auf die ausführlichen Betrachtungen in Kapitel 4 verwiesen.

Anhalte- und Abbiegeabsicht bestimmen sich aus den Zuständen eines einzelnen Fahrzeugs. Aufschluss über die Interaktion zwischen zwei Fahrzeugen liefert die Betrachtung von Zeitlücken. Ebenso wie bei der Anhalteabsicht beruhen viele Untersuchungen dazu auf Verkehrsbeobachtungen (u.a. Brilon u. a. (1999); Gettman u. Head (2003); Gorjestani u. a. (2010); Klanner (2008); Mages (2008); Polus (1983)). Dabei werden in der Literatur folgende Zeitlücken unterschieden:<sup>4</sup>

- Die Zeitlücke im Querverkehr bezeichnet den zeitlichen Abstand, den zwei aufeinanderfolgende Fahrzeuge in der vorfahrtsberechtigten Fahrspur aufweisen. Zeitlücken kleiner als 4s werden von einbiegenden oder kreuzenden Fahrern kaum zur Durchfahrt genutzt (Klanner, 2008).
- Die PET<sup>5</sup> bezeichnet die zeitliche Differenz, die beim Passieren eines Konfliktbereichs zweier Fahrzeuge zwischen dem Verlassen des ersten und dem Eintritt des zweiten

---

<sup>4</sup> Für eine vollständige Übersicht sei auf Hoffmann (2013) verwiesen.

<sup>5</sup> Post Encroachment Time

Fahrzeugs aufgetreten ist. Diese Größe wird häufig im Nachhinein ausgewertet und ist typischerweise größer als 1 s (Nobukawa, 2011).

- Die IAPET<sup>6</sup> nimmt mit Hilfe eines Prädiktionsmodells eine Prognose für die zu erwartende PET vor. Demnach entspricht die IAPET genau dann der PET, wenn sich beide Fahrzeuge gemäß dem Prädiktionsmodell verhalten. Diese Größe kann von einem Warnsystem bestimmt werden.

## 1.2.2 Unsicherheiten in der Sensorik

Um die Unsicherheiten der Sensorik bei der Entscheidungsfindung von Assistenzsystemen zu berücksichtigen, existieren verschiedene Methoden. Mit Hilfe der Erreichbarkeitsanalyse lassen sich die Aufenthaltswahrscheinlichkeiten dynamischer Objekte auf einer Belegungskarte (*Grid*) ermitteln (Althoff, 2010). Damit kann der Trajektorienplaner autonomer Fahrzeuge in der Gegenwart von dynamischen Hindernissen eine sichere Trajektorie planen. Die Erfordernisse eines Warnsystems unterscheiden sich jedoch von denen eines autonomen Fahrzeugs: Es sind weniger die räumlichen Aufenthaltswahrscheinlichkeiten relevant, sondern vielmehr die Kollisionswahrscheinlichkeiten. Die unterschiedlichen Anforderungen werden deutlich, wenn der Umgang mit unsicheren Daten verglichen wird: Ein Trajektorienplaner sollte Bereiche meiden, in denen eine gewisse, womöglich auch geringe, Aufenthaltswahrscheinlichkeit eines Objekts besteht. Im Gegensatz dazu sollte ein Warnsystem eine Warnung unterdrücken, wenn die Wahrscheinlichkeit einer kritischen Situation gering ist. Grundsätzlich lässt sich zwar auch aus räumlichen Aufenthaltswahrscheinlichkeiten ein Kollisionsrisiko berechnen. Durch die unvermeidbare Diskretisierung des Raums sind *Grid*-basierte Ansätze dedizierten Verfahren zur Berechnung des Risikos bei gleicher Genauigkeit hinsichtlich des Rechenaufwands unterlegen, wie Althoff u. Mergel (2011) beim Vergleich mit Monte Carlo Methoden aufzeigt. Der Nutzen von Monte Carlo Methoden für Sicherheitssysteme wird von Broadhurst u. a. (2005) und Eidehall (2007) genauer untersucht.

Hillenbrand (2007) entwickelt mit dem Konzept der Zeitreserven eine umfangreiche Methode zur deterministischen Bewertung der Kritikalität von Verkehrssituationen. Diese ermöglichen die intuitive Parametrierung von Warn- und Bremsingriffen und sind zur Kollisionsvermeidung im Längs- und Querverkehr anwendbar. Mit simulativen Untersuchungen bestätigt der Autor, dass in vielen Kreuzungsszenarien ein maßgeblicher Sicherheitsgewinn aufgrund von Sichtverdeckungen erst durch eine erweiterte Umfeldwahrnehmung wie mit C2C-Kommunikation möglich ist. Auf dem Konzept aufbauend entwickelt Berthelot u. a. (2011) eine probabilistische Erweiterung der zeitbasierten Kritikalitätsbewertung, welche auch im weiteren Verlauf dieser Arbeit aufgegriffen wird.

---

<sup>6</sup>Initially Attempted Post Encroachment Time

### 1.3 Untersuchungsbedarf

Auch wenn bereits umfangreiche Vorarbeiten zur Fahrerassistenz an Kreuzungen existieren, verbleiben dennoch offene Fragen.

Viele Untersuchungen zur KQA sind bisher entweder mit vergleichsweise genauen On-Board Sensoren oder mit hochgenauen Lokalisierungslösungen vorgenommen - mit den Nachteilen der eingeschränkten Erfassbarkeit von Querverkehr respektive der für Seriensysteme nicht wirtschaftlichen Kosten. Eine systematische Untersuchung mit einer für die Serienanwendung wirtschaftlichen Lokalisierungslösung wurde noch nicht durchgeführt. Dabei stellt sich auch die Frage, welche Güte mit konventionellen Methoden zur Erkennung der Fahrerabsicht auf Basis unscharfer Daten möglich ist und wie diese gegebenenfalls adaptiert werden müssen. Aufgrund des statistisch verteilten Fehlers wird für valide Ergebnisse eine große Anzahl an Messungen notwendig - was sich in der Vergangenheit in Ermangelung ausreichend vieler kommunizierender Fahrzeuge aus praktischer Sicht als Hindernis erwiesen hat.

Die Berücksichtigung von querdynamischen Größen wie Lenkwinkel, Gierrate oder Fahrzeugausrichtung zur Vorhersage der Abbiegeabsicht ist erst seit Kurzem Gegenstand der angewandten Forschung und weist dementsprechend großen Untersuchungsbedarf auf. In der Literatur werden diesbezüglich größtenteils lernbasierte Methoden angewendet. Diese besitzen den Nachteil, dass sie nur die Einflüsse berücksichtigen können, die auch in dem Trainingsdatensatz enthalten sind und dadurch auf neue Probleme nicht ohne Weiteres zu übertragen sind.

Weiter offenbart die Analyse des Stands der Technik, dass bisher vergleichsweise wenige Arbeiten existieren, die den Umgang mit Unsicherheiten aus der Sensorik explizit adressieren. Viele Arbeiten weisen auf den schädlichen Einfluss auf die Funktionsgüte hin. Es existieren jedoch kaum Methoden zu der Fragestellung, wie aus dem Wissen über den Grad der Unsicherheit eine optimierte Warnstrategie abgeleitet werden kann. Die häufig anzutreffenden Monte Carlo Methoden besitzen den Nachteil, dass diese mit zum Teil erheblichem Rechenaufwand verbunden sind.

Des Weiteren ist auch die Frage unbeantwortet, welche der beschriebenen Fehlerquellen in der Praxis das größere Optimierungspotential besitzen. Ist es notwendig, eine möglichst genaue Lokalisierungslösung zu spezifizieren oder sollten nicht viel mehr ausreichend Rechenkapazitäten vorgesehen und geeignete Algorithmen zur Bewertung des Fahrerhaltens entwickelt werden? In diesem Zusammenhang ist auch die Frage zu klären, inwiefern statische Informationen über die Lage und Geometrie der Kreuzung dazu beitragen können, Unsicherheiten aus der Lokalisierung und Fahrerabsicht zu reduzieren.

### 1.4 Aufbau und Ziel der Arbeit

Um Antworten auf die genannten Fragestellungen zu erhalten, werden in dieser Arbeit in Kapitel 2 zunächst die Grundlagen der Lokalisierung beleuchtet. Diese sind maßgeblich verantwortlich für die Unsicherheiten in der Umfeldwahrnehmung eines kommunikationsbasierten Assistenzsystems. Ein besonderes Augenmerk wird dabei sowohl auf allgemeine,

satellitengestützte Lokalisierung gelegt, wie auch auf die spezielle, im weiteren Verlauf der Arbeit verwendete Lokalisierungslösung. Im Rahmen eines Feldtests wird anschließend eine prototypische Implementierung eines kommunikationsbasierten KQA entwickelt und ausgewertet (siehe Kapitel 3). Die Messdaten legen den Grundstein, um mittels objektiver und subjektiver Bewertung der Warnsituationen die häufigsten Ursachen von Falschwarnungen zu identifizieren. Auf diesen Erkenntnissen aufbauend, werden Maßnahmen zur Optimierung abgeleitet. Dies umfasst ein neuartiges Verfahren zur Bewertung der Abbiegeabsicht des Fahrers in Kapitel 4.

Das Ziel der Arbeit ist auch eine Bewertung der bei KQA erzielbaren Güte in Abhängigkeit der Güte der Eingangsdaten. Dabei reicht es nicht aus, bestehende deterministische Verfahren auf unsichere Daten anzuwenden. Stattdessen müssen Methoden entwickelt werden, wie deterministische Ansätze an die Güte der Eingangsdaten adaptiert werden können. Kapitel 5 zeigt anhand theoretischer Überlegungen, wie die Kenntnis über den Grad der Unsicherheit in die Bewertung der Kritikalität eingehen kann, um so ein optimiertes Systemverhalten herbeizuführen. Dazu wird der Warnzeitpunkt entsprechend der Unsicherheiten angepasst, um die Falschwarnrate systematisch zu kontrollieren.

Der Nutzen der vorgeschlagenen Methoden zur Erhöhung der Güte einer Fahrerassistenzfunktion wird in Kapitel 6 anhand realer Fahrdaten und rekonstruierten Unfalldaten ausführlich evaluiert. Kapitel 7 fasst die Ergebnisse der vorliegenden Arbeit zusammen.





---

# Lokalisierung und Kommunikation

---

Grundlage für die Bewertung der Kritikalität von Fahrsituationen ist der dynamische Fahrzustand der an einer Situation beteiligten Objekte. Konventionelle FAS mit Onboard-Sensorik wie Radar oder Kamera bestimmen die Position der Objekte relativ zum eigenen Fahrzeug. Wird die Objektinformation kommuniziert, so ist wegen der nicht bekannten Empfängerposition die Lokalisierung in einem globalen Koordinatensystem notwendig. Die Genauigkeit des virtuellen Sensors *C2X-Kommunikation* hängt somit von der Güte der Lokalisierung ab. Nachfolgend werden verschiedene Technologien zur Eigenlokalisierung betrachtet, mit dem Fokus auf der satellitengestützten Lokalisierung. Neben dieser theoretischen Betrachtung erfolgt eine Evaluierung des im Feldversuch verwendeten Systems.

Ist die Eigenposition bekannt, kann diese an die Kommunikationsteilnehmer übermittelt werden. Dazu kommen im Wesentlichen die Ad-Hoc Kommunikation über einen automobilen Funkstandard oder die zelluläre Kommunikation in Frage, also die Übertragung durch Datendienste des Mobilfunknetzes. Auf die Eigenschaften beider Technologien und ihre Auswirkungen auf die KQA wird in Abschnitt 2.2 genauer eingegangen.

## 2.1 Lokalisierung

Für die Eigenlokalisierung existieren eine Reihe von Technologien, z.B. landmarken-, infrastruktur- oder satellitengestützte Systeme.

Bei der landmarkenbasierten Lokalisierung wird die eigene Position durch die Entfernungsmessungen zu mehreren Landmarken bestimmt, deren exakte Lage in einer Karte hinterlegt ist. Als Sensor kann u.a. eine Kamera verwendet werden (Lategahn u. a., 2013; Pink, 2010). Dabei erweist sich die Erstellung genauer Karten, welche laufend aktuell gehalten werden müssen, als vergleichsweise aufwändig. Es stellt sich auch die Frage, ob dieser Aufwand bei einer Markteinführung flächendeckend betrieben wird oder stattdessen vielleicht nur auf vielbefahrene Gebiete beschränkt wird.

Eine Alternative sind infrastrukturgestützte Systeme, die Gegenstand zahlreicher aktueller Forschungsaktivitäten sind (Gandhi u. Trivedi, 2007; Goldhammer u. a., 2012; Schendzielorz u. a., 2013; Strigel u. a., 2013). Hierbei werden an Kreuzungen Kamera-, Radar- oder Lidar-Sensoren installiert, die die umgebenden Verkehrsteilnehmer detektieren. Über eine drahtlose Kommunikationsschnittstelle kann die Information über die erkannten Objekte oder über eine bevorstehende kritische Situation an die betroffenen Fahrzeuge übertragen werden. Dieses Konzept besitzt den Vorteil, dass zum einen sämtliche Objekte erkannt werden können, also auch Fußgänger oder Fahrzeuge, die nicht mit kooperativer Sensorik ausgestattet sind. Zum anderen kann dies mit hoher Genauigkeit geschehen, teilweise bis in den cm-Bereich (Goldhammer u. a., 2012). Das Konzept birgt jedoch auch den Nachteil, dass die Kosten mit der Anzahl der auszustattenden Kreuzungen skalieren.

Aufgrund der genannten Nachteile wird zur globalen Lokalisierung häufig auf satellitengestützte Systeme zurückgegriffen. Diese sind bereits heute zu wirtschaftlichen Preisen verfügbar. Die Positionsbestimmung ist jedoch, insbesondere bei der Verwendung niedrigpreisiger Empfänger, mit größeren Unsicherheiten behaftet, im Vergleich zu den aufgeführten Technologien oder zu Onboard-Sensoren. In Abschnitt 2.1.1 werden die dafür verantwortlichen Fehlerquellen betrachtet.

Zusätzlich zur satellitengestützten Positionierung wird die relative Fahrzeugbewegung durch die Inertialsensorik erfasst. Um beide Informationsquellen für eine verbesserte Schätzung des Bewegungszustandes miteinander zu kombinieren, wird ein Positionsfilter verwendet, siehe Abschnitt 2.1.2. Die Bewertung der in der Praxis erzielbaren Lokalisierungsgüte des in dieser Arbeit verwendeten Systems erfolgt schließlich in Abschnitt 2.1.3 durch Vergleich mit einer hochgenauen Referenzlösung.

### 2.1.1 Satellitengestützte Lokalisierung

Satellitengestützte Navigationssysteme, abgekürzt mit GNSS (Global Navigation Satellite System), erlauben es Nutzern weltweit ihre Position zu bestimmen. Der bekannteste Vertreter ist das GPS (Global Positioning System). Darüber hinaus sind weitere Systeme in Planung bzw. existieren bereits wie das europäische GALILEO, das russische GLO-NASS oder das chinesische Compass (BeiDu). Das Grundprinzip der satellitengestützten Navigationssysteme besteht darin, die Entfernung zwischen dem Satelliten und dem Empfänger zu bestimmen. Ist die Position des Senders bekannt, können daraus Rückschlüsse auf die Empfängerposition getroffen werden. Ein GPS-Empfänger kann die Entfernung zu den Satelliten auf zwei Arten bestimmen: Über die Auswertung der Träger- und der Codephase. Diese Messung kann durch verschiedene Maßnahmen verbessert werden. Welche Genauigkeit damit erreichbar ist, wird in Abbildung 2.1 zusammengefasst und im Folgenden genauer beschrieben. Weiterführende Informationen finden sich u.a. bei Misra u. Enge (2011) oder Skog u. Handel (2009).

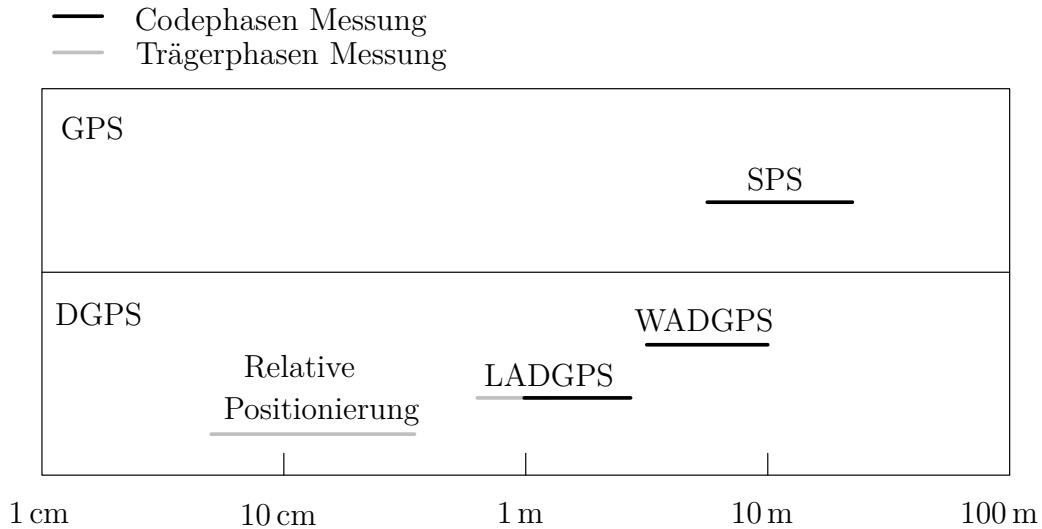


Abbildung 2.1: Genauigkeit der GPS-Lokalisierung nach Misra u. Enge (2011).

## Grundlagen und Genauigkeit

Bei GNSS bewegen sich die Satelliten auf bekannten Bahnen und senden Signale, die durch Auswertung der Codephase im Empfänger eine Laufzeitmessung ermöglichen. Die dadurch ermittelte Entfernung zum Satelliten wird auch als Pseudoentfernung  $\rho$  (vom englischen Pseudorange) bezeichnet. Eine Modellierung der maßgeblichen Fehler, die bei der Messung auftreten können, lautet nach Misra u. Enge (2011)

$$\rho = r + c(\delta t_u - \delta t_s) + e_{\text{ion}} + e_{\text{tro}} + e_p. \quad (2.1)$$

Dabei ist  $r$  die tatsächliche Entfernung zum Satelliten und  $c$  die Ausbreitungsgeschwindigkeit des Signals. Sowohl die Uhr im Empfänger als auch die Uhr des Satelliten besitzen einen zeitlichen Versatz  $\delta t_u$  bzw.  $\delta t_s$  gegenüber einer gemeinsamen Zeitbasis, der sogenannten GPS-Zeit. Der Versatz wird über den Zeitraum der Messung als konstant betrachtet. Die positiven Werte  $e_{\text{ion}}$  und  $e_{\text{tro}}$  entstehen durch eine Verzögerung des Signals in der Ionosphäre bzw. Troposphäre aufgrund der geänderten Ausbreitungsgeschwindigkeit des Signals. Nicht modellierte Fehler werden durch  $e_p$  symbolisiert. Sie entstehen im Wesentlichen durch Messrauschen im Empfänger und durch den Mehrwegeeffekt. Dieser tritt dann auf, wenn das Signal den Empfänger nicht auf direktem Weg erreicht, sondern über Reflexion, z.B. an Gebäuden.

Viele der genannten Fehler ändern sich nur langsam über der Zeit und sind sehr ähnlich für Nutzer, die unweit voneinander entfernt sind. Mit anderen Worten sind die Fehler der Pseudoentfernungen zeitlich und örtlich stark korreliert. Diese Eigenschaft wird von Differential GPS (DGPS) ausgenutzt, um mit Korrekturdaten die Messungen der Pseudoentfernungen zu korrigieren.

Eine Möglichkeit zur Ermittlung der Korrekturdaten besteht darin, in einer Referenzstation, deren Position exakt bekannt ist, die Pseudoentfernungen für jeden Satelliten zu ermitteln (LADGPS, Local Area DGPS). Die Differenz zwischen tatsächlicher und gemessener Pseudoentfernung wird über eine Datenverbindung an den GPS-Nutzer übertragen.

Messungen der Pseudoentfernungen in der Nähe einer Referenzstation unterliegen einem ähnlichen Fehler  $e_{\text{ion}} + e_{\text{tro}}$  und können mit Hilfe der Korrekturdaten der Referenzstation korrigiert werden. Dieses Verfahren wird auch als Local Area Augmentation System (LAAS) bezeichnet. Dazu hat sich das Datenformat RTCM etabliert, welches in bestimmten Regionen per Funk ausgesendet wird. Alternativ besteht die Möglichkeit, kommerzielle Dienste zu nutzen, die die Korrekturdaten über das Internet zur Verfügung stellen.

Ein ähnliches Verfahren stellt das Wide Area DGPS (WADPS) dar, mit dem Unterschied, dass die Korrekturdaten nicht nur für den lokalen Bereich um eine Referenzstation erzeugt werden, sondern für großflächige Bereiche wie ganze Kontinente. Dazu reicht ein einzelner Korrekturterm für jeden Satelliten nicht aus, stattdessen muss der Fehler in seine zum Teil ortsabhängigen Bestandteile aufgeteilt werden. Die Korrekturdaten werden von geostationären Satelliten ausgesendet, auf derselben Frequenz des eigentlichen GPS-Signals. Entsprechende Dienste sind weltweit bereits in weiten Teilen verfügbar, wie z.B. EGNOS<sup>7</sup> in Europa oder WAAS<sup>8</sup> in Nordamerika.

Ist die Entfernung zu drei Satelliten bekannt, können durch Triangulation theoretisch die drei unbekanntes Koordinaten der räumlichen Position bestimmt werden. Tatsächlich wird noch eine vierte Messung benötigt, um den unbekanntes Versatz  $\delta t_u$  der Empfängeruhr zu ermitteln. Als Nebeneffekt kann mit GPS somit nicht nur die Position bestimmt werden, sondern auch eine sehr exakte Zeitmessung vorgenommen werden.

Neben der Genauigkeit der Pseudoentfernungsmessung hängt die Qualität der Position auch von der Anzahl der sichtbaren Satelliten und ihrer räumlichen Anordnung ab. Die ideale Konstellation besteht aus Satelliten auf allen Seiten des Nutzers, sowohl tief am Horizont als auch hoch am Himmel. Bei vier Satelliten ist die ideale Anordnung ein Satellit direkt über dem Nutzer und drei Satelliten gleichmäßig verteilt am Horizont. Um den Einfluss der Satellitenkonstellation auf die Positionsmessung zu quantifizieren, werden sogenannte DOP<sup>9</sup>-Werte verwendet, oft getrennt angegeben für die horizontale wie auch vertikale Genauigkeitseinbußen HDOP bzw. VDOP. Die DOP Werte erlauben eine präzisere Abschätzung der Standardabweichung der Positionsgenauigkeit  $\sigma_u$ , mit  $k_{\text{DOP}} \geq 1$  nach

$$\sigma_u = k_{\text{DOP}} \cdot \sigma_{\text{GNSS}}. \quad (2.2)$$

Wenn viele Satelliten empfangen werden, treten bei freier Himmelsicht nur selten hohe DOP-Werte auf. Weiterhin wird die Messung robuster gegenüber Fehlern durch Mehrwegeausbreitung: Sind mehr als vier Satelliten sichtbar, können die zusätzlichen Satelliten dazu verwendet werden, die Messungen gegenseitig zu plausibilisieren. Bei fünf sichtbaren Satelliten kann eine Aussage darüber getroffen werden, ob eine Messung fehlerhaft ist (Fault Detection), bei sechs oder mehr Satelliten kann dieser Fehler korrigiert (Fault Detection and Exclusion) und somit eine verbesserte Position bestimmt werden.

Die Genauigkeit, die durch Auswertung der Codephase erzielt werden kann, ist auf etwa 1 m begrenzt (Misra u. Enge, 2011). Ein Zugewinn an Genauigkeit ist möglich, indem

---

<sup>7</sup> European Geostationary Navigation Overlay Service

<sup>8</sup> Wide Area Augmentation System

<sup>9</sup> Dilution of Precision

zusätzlich die Trägerphase des Satellitensignals ausgewertet wird. Dadurch kann die Entfernung zum Satelliten theoretisch auf Bruchteile der Wellenlänge des Trägersignals (ca. 20 cm) bestimmt werden. Diese Messung ist jedoch nicht eindeutig, da die Anzahl der ganzzahligen Perioden des Signals nicht direkt gemessen werden kann. Die Auflösung dieser Mehrdeutigkeiten ist rechenzeitintensiv, weshalb diese Methode häufig nur bei statischen Anwendungen, wie z.B. bei der Erdvermessung angewendet wird. Ist die Mehrdeutigkeit aufgelöst, kommt bei bewegten Empfängern erschwerend hinzu, dass das Tracking der Trägerphase fehleranfällig ist (Altmayer, 2000).

### Diskussion der Bedeutung für die KQA

Eine Prognose, mit welchen Positionierungsgenauigkeiten bei der Markteinführung von C2X-Systemen zu rechnen ist, ist schwer zu treffen. Durch die Zunahme der insgesamt verfügbaren Satelliten im Zuge des Ausbaus von GALILEO und GLONASS sowie Fortschritten bei der Empfängertechnologie wird im Vergleich zu heutigen Systemen sehr wahrscheinlich eine höhere Genauigkeit erzielt. Szenarien mit Verdeckungen von Teilen des Himmels werden jedoch vermutlich weiterhin schwer zu beherrschen sein. Im Vergleich zu Anwendungen aus den Bereichen der Luft- und Schifffahrt, die ebenso eine präzise Lokalisierung benötigen, ist die Kreuzungsassistenz in städtischen Bereichen besonders von Situationen mit eingeschränkter Satellitensicht betroffen. In einer Häuserschlucht etwa kann die erhöhte Satellitenanzahl zukünftiger GNSS-Systeme die Positionsgenauigkeit in Längsrichtung der Straße durchaus verbessern. Die Abschattungen und die daraus resultierende Anordnung der Satelliten aus Empfängersicht „in einer Linie“ lassen in dieser Situation den Genauigkeitsgewinn in Querrichtung nur gering ausfallen.

Eine entscheidende Maßnahme, um kurzfristige Einbußen zu überbrücken, ist ein Positionsfilter zur Fusion von GNSS-Messungen mit der Inertialsensorik, welcher in Abschnitt 2.1.2 beschrieben wird. Als vorteilhaft erweist sich weiterhin, dass die Chance besteht, Szenarien mit widrigen Lokalisierungsbedingungen als solche zu erkennen, z.B. anhand der Anzahl der sichtbaren Satelliten, der DOP-Werte oder der Verfügbarkeit und Qualität der Korrektursignale. Dadurch wird es möglich in der Funktion geeignet darauf zu reagieren.

Wird von den genannten Störeinflüssen durch eingeschränkte Satellitensicht abgesehen, kann die Genauigkeit von GPS mit technischen Maßnahmen bis in den Zentimeterbereich gesteigert werden, siehe auch Abbildung 2.1. Zum heutigen Zeitpunkt gehen diese Maßnahmen mit erhöhten Kosten einher, verursacht beispielsweise durch ein dichteres Netz an Referenzstationen zur Ermittlung genauerer Korrekturdaten oder leistungsfähigen Prozessoren zur echtzeitfähigen Auflösung der Mehrdeutigkeiten bei der trägerphasenbasierten Lokalisierung.

Neben den genannten technischen Aspekten ist die erzielbare Genauigkeit also auch eine Frage der Wirtschaftlichkeit, sowohl bei den satellitengestützten Systemen wie auch bei den eingangs beschriebenen alternativen Technologien. Es stellt sich die Frage, ob die bereits wirtschaftlich verfügbare Technologie ausreicht, um kundenwertige KQA anzubieten.

Ein wahrscheinliches Szenario für die Markteinführung zukünftiger C2X-Systeme ist,

dass mit einer gewissen Streubreite der Genauigkeit zu rechnen ist, bedingt durch unterschiedliche Lokalisierungstechnologien oder variierende Umgebungseinflüsse. Dieses Szenario erscheint auch deshalb wahrscheinlich, da viele C2X-Funktionen mit einer weitaus geringeren Genauigkeit auskommen wie die KQA. Gleichwohl besteht Grund zur Annahme, dass der Grad der Unsicherheit abgeschätzt werden kann.

### 2.1.2 Positionsfiler

Eine gängige Sensorarchitektur zur Erfassung der Bewegung von Fahrzeugen besteht aus der Lokalisierung über GNSS und Inertialsensorik, also über Sensoren zur Ermittlung der Geschwindigkeit, Beschleunigungen und Drehraten. Beide Sensorprinzipien besitzen komplementäre Vor- und Nachteile.

GNSS-Empfänger messen die Position in einem globalen Koordinatensystem mit vergleichsweise geringer Updaterate und Genauigkeit. Unter ungünstigen Bedingungen kann die erzielbare Positionsgenauigkeit sinken, z.B. wenn nur wenige Satelliten empfangen werden können oder Reflektionen der Signale an Gebäuden auftreten. Es ist naheliegend, dass im Tunnel oder unter Brücken keine Position ermittelt werden kann.

Inertialsensoren messen Bewegungen relativ zu einem bekannten Ausgangszustand über einen kurzen Zeitraum mit hoher Updaterate. Durch die Verwendung in sicherheitsrelevanten Systemen wie ABS und ESP sind diese zum einen in heutigen Fahrzeugen weit verbreitet und robust verfügbar. Mit zunehmender Prädiktionsdauer weisen die gekoppelten Positionen jedoch eine ansteigende Abweichung (Drift) gegenüber der tatsächlichen Position auf.

Werden zur Bestimmung der Position die Messungen beider Sensoren verwendet, besteht die Möglichkeit ihre Vorteile zu kombinieren, also eine genauere und robustere Lokalisierung in einem globalen Koordinatensystem mit erhöhter Updaterate zu erhalten. Rekursive Schätzverfahren stellen für diesen Zweck geeignete Werkzeuge zur Verfügung. Wegen der Möglichkeit, Unsicherheiten zu berücksichtigen und der rechenzeiteffizienten Implementierbarkeit finden häufig Kalman Filter Anwendung. Die Betrachtung beschränkt sich dabei auf die für diese Arbeit relevanten Aspekte, für eine tiefergehende Betrachtung sei z.B. auf Thrun u. a. (2005) verwiesen.

#### Kalman Filter

Der Kalman Filter (KF) ist ein rekursives Verfahren zur Zustandsbeobachtung. Er basiert auf einem linearen Systemmodell für den zu beobachtenden Zustand  $\mathbf{x}_k$ .

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{A}\mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{B}\mathbf{u}_k + \boldsymbol{\epsilon}_x \quad (2.3)$$

Hier sind  $\mathbf{x}_{k-1}$  der Schätzwert des vorausgegangenen Zustands,  $\mathbf{u}_k$  der Steuervektor,  $\mathbf{A}$  die quadratische Systemmatrix und  $\mathbf{B}$  die Eingangsmatrix. Es wird angenommen, dass die Prädiktion den Zustand  $\mathbf{x}_k$  nicht exakt bestimmt und mit einer noch näher zu beschreibenden Unsicherheit  $\boldsymbol{\epsilon}_x$  behaftet ist.

Zusätzlich ist der Messvektor  $\mathbf{z}_k$  bekannt, der über die Messgleichung

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{C}\mathbf{x}_k + \boldsymbol{\epsilon}_z \quad (2.4)$$

mit dem Zustand  $\mathbf{x}_k$  und der Messmatrix  $\mathbf{C}$  durch einen linearen Zusammenhang verknüpft ist. Auch hier wird die exakte Bestimmung von  $\mathbf{x}_k$  durch die Messunsicherheit  $\boldsymbol{\epsilon}_z$  verhindert. Beide Gleichungen liefern Informationen über den Zustand  $\mathbf{x}_k$ , können diesen jedoch nicht exakt bestimmen. Der KF beschreibt einen Algorithmus, wie diese redundante Information unter bestimmten Annahmen über  $\boldsymbol{\epsilon}_x$  und  $\boldsymbol{\epsilon}_z$  miteinander kombiniert werden kann, um eine optimale Schätzung für  $\mathbf{x}_k$  zu erhalten.

Dazu wird die Schätzung des Zustands als eine multivariate Normalverteilung  $\mathbf{p}(\mathbf{x})$  modelliert, parametrisiert über den Vektor der Erwartungswerte  $\boldsymbol{\mu}$  sowie die Kovarianzmatrix  $\boldsymbol{\Sigma}$  der beobachteten Zustände

$$\mathbf{p}(\mathbf{x}) = \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}) \quad (2.5)$$

$$= \det(2\pi\boldsymbol{\Sigma})^{-\frac{1}{2}} \exp\left(-\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})\right). \quad (2.6)$$

Der Vektor der Erwartungswerte  $\boldsymbol{\mu}$  besitzt dieselbe Dimension wie der Zustandsvektor  $\mathbf{x}$ , die Kovarianzmatrix  $\boldsymbol{\Sigma}$  ist quadratisch und positiv semidefinit. Die Modellierung als Verteilungsfunktion ermöglicht neben der Schätzung des eigentlichen Zustandes  $\mathbf{x}$  auch eine fortlaufende Schätzung der damit verbundenen Unsicherheiten.

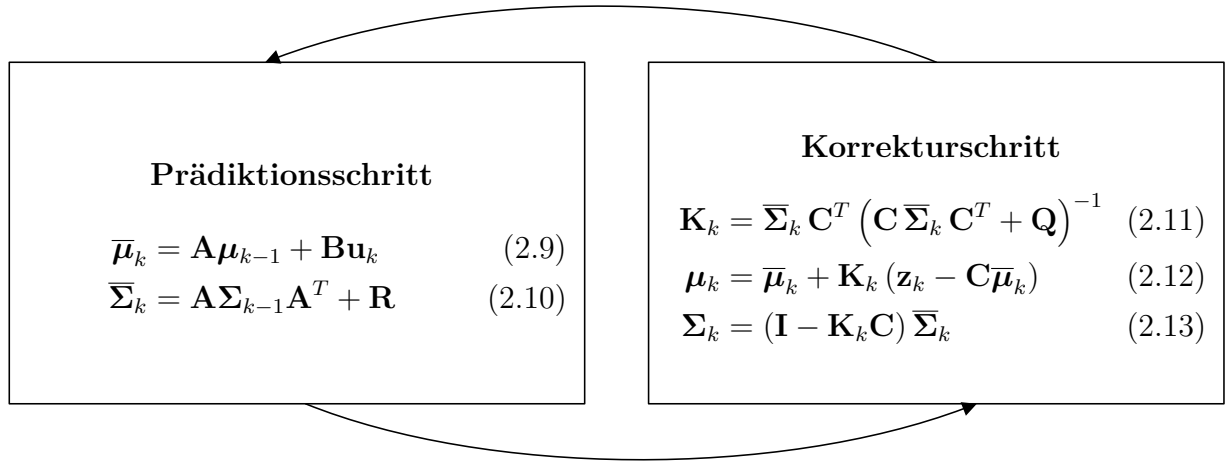
Desweiteren werden auch die Unsicherheiten der Prädiktion  $\boldsymbol{\epsilon}_x$  bzw. der Messung  $\boldsymbol{\epsilon}_z$  als eine multivariate Normalverteilung modelliert, mit der Einschränkung, dass der Vektor der Mittelwerte ausschließlich Nullen enthält, also mittelwertfrei ist, und die Kovarianzmatrix  $\mathbf{R}$  von  $\boldsymbol{\epsilon}_x$  bzw.  $\mathbf{Q}$  von  $\boldsymbol{\epsilon}_z$  nur Einträge auf der Diagonale besitzt

$$\boldsymbol{\epsilon}_x = \mathcal{N}(\mathbf{0}, \mathbf{R}) \quad (2.7)$$

$$\boldsymbol{\epsilon}_z = \mathcal{N}(\mathbf{0}, \mathbf{Q}). \quad (2.8)$$

Wie in Abbildung 2.2 dargestellt, lassen sich die Kalman Gleichungen in einen Prädiktions- und Korrekturschritt unterteilen. In jedem Zeitschritt  $k$  wird zunächst aus dem Erwartungswertvektor  $\boldsymbol{\mu}_{k-1}$  und der Kovarianzmatrix  $\boldsymbol{\Sigma}_{k-1}$  des vorherigen Zeitschritts mit Hilfe des Prädiktionsmodells aus (2.3) ein Schätzwert  $\bar{\boldsymbol{\mu}}_k, \bar{\boldsymbol{\Sigma}}_k$  für den aktuellen Zeitschritt bestimmt (Gleichungen (2.9), (2.10)). Ist keine Messung vorhanden, kann dieser Schritt mehrmals wiederholt werden. Bei jeder Wiederholung erhöhen sich die Einträge der Kovarianzmatrix  $\bar{\boldsymbol{\Sigma}}_k$  durch das Prozessrauschen  $\mathbf{R}$ .

Sobald eine neue Messung verfügbar ist, wird aus den prädizierten Werten  $\bar{\boldsymbol{\mu}}_k, \bar{\boldsymbol{\Sigma}}_k$  und der Messung  $\mathbf{z}_k$  im Korrekturschritt ein neuer Schätzwert  $\boldsymbol{\mu}_k, \boldsymbol{\Sigma}_k$  bestimmt (Gleichungen (2.11)-(2.13)). Die neue Messung wird dazu über die sogenannte Kalman-Verstärkung  $\mathbf{K}_k$  zurückgeführt. Sie legt fest, zu welchem Anteil die Messung  $\mathbf{z}_k$  in die neue Schätzung des Zustands und der Kovarianzmatrix eingeht. Durch die Berücksichtigung zweier Informationsquellen kann die in  $\boldsymbol{\Sigma}_k$  enthaltene Unsicherheit der Zustandsschätzung reduziert werden. Unter den getroffenen Annahmen eines normalverteilten Zustands  $\mathbf{x}$ , linearer Transformation bei der Prädiktion sowie der linearen Messgleichung in (2.4) lässt sich zeigen, dass der KF den mittleren quadratischen Fehler des Schätzwerts minimiert (Thrun u. a., 2005).



**Abbildung 2.2:** Gleichungen des KF

Aufgrund der Nichtlinearität selbst einfacher Bewegungsmodelle kann der klassische Kalman Filter bei der Lokalisierung in der Robotik jedoch nur selten angewendet werden. Abhilfe schafft der nachfolgend beschriebene Extended Kalman Filter (EKF).

### Extended Kalman Filter

Der Extended Kalman Filter erweitert den KF auf nichtlineare System- und Messgleichungen der Form

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{g}(\mathbf{u}_k, \mathbf{x}_{k-1}) \quad (2.14)$$

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{h}(\mathbf{x}_k). \quad (2.15)$$

Abbildung 2.3 zeigt den Aufbau des allgemeinen EKFs. Er weist dieselbe rekursive Struktur auf, wie sie bereits vom KF bekannt ist, bestehend aus Prädiktions- und Korrekturschritt.

Analog zum KF ermittelt der EKF im Prädiktionsschritt einen Schätzwert  $\bar{\boldsymbol{\mu}}_k$  bzw.  $\bar{\boldsymbol{\Sigma}}_k$  für den Vektor der Erwartungswerte bzw. für die Kovarianzmatrix. Wie im linearen Fall wird der Schätzwert der Zustände  $\bar{\boldsymbol{\mu}}_k$  in (2.16) durch einfaches Anwenden der Systemgleichung bestimmt. Die Schwierigkeit bei der Verwendung einer nichtlinearen Systemgleichung liegt in der Ermittlung von  $\bar{\boldsymbol{\Sigma}}_k$ . Beim KF ist dieser Schritt unkritisch: Die resultierende Verteilung bei der Transformation einer Normalverteilung durch ein lineares System ergibt wieder eine Normalverteilung,  $\mathbf{G}_k$  in (2.17) bestimmt sich hier aus der Dynamikmatrix  $\mathbf{A}$  der linearen Systemgleichung. Die Bestimmung der Verteilung nach einer Transformation durch eine nichtlineare Funktion ist jedoch im Allgemeinen nicht mehr normalverteilt. Der Ansatz des EKFs besteht darin, die Systemgleichungen durch eine Taylorentwicklung um den aktuellen Zustand zu linearisieren, mit Abbruch nach dem ersten Glied

$$\mathbf{g}(\mathbf{u}_k, \mathbf{x}_{k-1}) \approx \mathbf{g}(\mathbf{u}_k, \boldsymbol{\mu}_{k-1}) + \mathbf{G}_k \cdot (\mathbf{x}_{k-1} - \boldsymbol{\mu}_{k-1}). \quad (2.21)$$



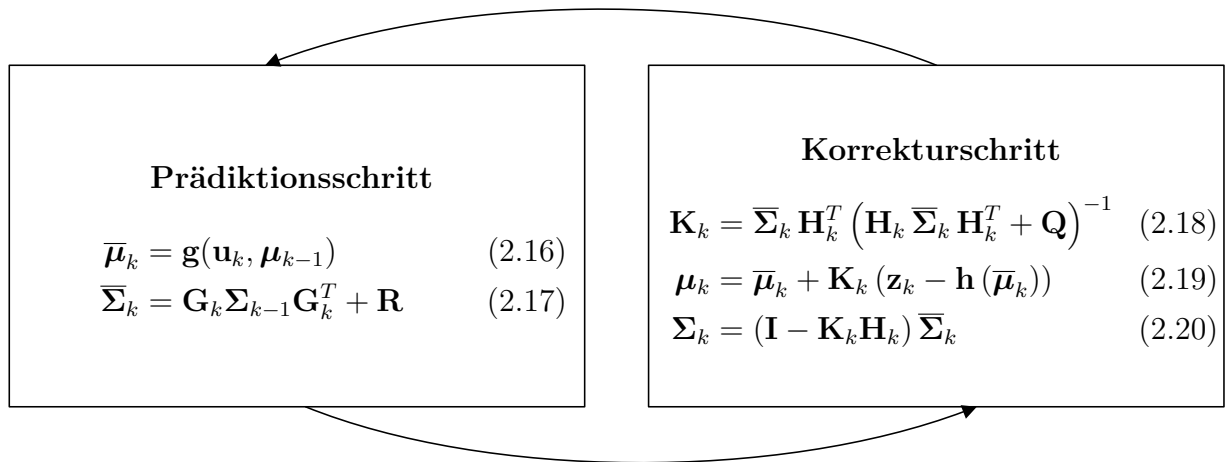


Abbildung 2.3: Gleichungen des EKF

Die linearisierte Systemmatrix  $\mathbf{G}_k$  ergibt sich dann durch Ableiten der Systemgleichung nach den Zuständen, ausgewertet am Zustand  $\boldsymbol{\mu}_{k-1}$

$$\mathbf{G}_k = \frac{\partial \mathbf{g}(\mathbf{u}_k, \boldsymbol{\mu}_{k-1})}{\partial \mathbf{x}_{k-1}}. \quad (2.22)$$

Auch die Steuergrößen können als unsicher modelliert werden. Für die weitere Verwendung werden diese Unsicherheiten vom Steuerungsraum in den Zustandsraum transformiert. Hier findet erneut eine Linearisierung der Systemgleichungen statt, jedoch nun mit der Ableitung nach dem Steuer- statt dem Zustandsvektor

$$\mathbf{V}_k = \frac{\partial \mathbf{g}(\mathbf{u}_k, \boldsymbol{\mu}_{k-1})}{\partial \mathbf{u}_k}. \quad (2.23)$$

Die genannten Linearisierungen ermöglichen es, den Einfluss von Unsicherheiten aus Prädiktion und Steuergrößen durch eine vereinfachte Verteilung zu nähern. Zusammen mit dem schon aus dem KF bekannten Prozessrauschen führt dies zu der Gleichung für die prädizierte Kovarianzmatrix  $\bar{\boldsymbol{\Sigma}}_k$

$$\bar{\boldsymbol{\Sigma}}_k = \mathbf{G}_k \boldsymbol{\Sigma}_{k-1} \mathbf{G}_k^T + \mathbf{V}_k \mathbf{M} \mathbf{V}_k^T + \mathbf{R}. \quad (2.24)$$

Dabei entspricht  $\mathbf{M}$  der Kovarianzmatrix der Steuergrößen. Man beachte im Vergleich zu (2.17) den zusätzlichen Term  $\mathbf{V}_k \mathbf{M} \mathbf{V}_k^T$ , der in der allgemeinen Form des EKF in Abbildung 2.3 nicht enthalten ist.

In jedem Zeitschritt, in dem eine neue Messung  $\mathbf{z}_k$  vorliegt, erfolgt eine Korrektur der prädizierten Zustände. Die im Korrekturschritt benötigte Matrix  $\mathbf{H}_k$  wird erneut durch Linearisierung der Messgleichung um den aktuellen Zustand bestimmt

$$\mathbf{H}_k = \frac{\partial \mathbf{h}(\boldsymbol{\mu}_k)}{\partial \mathbf{x}_k}. \quad (2.25)$$

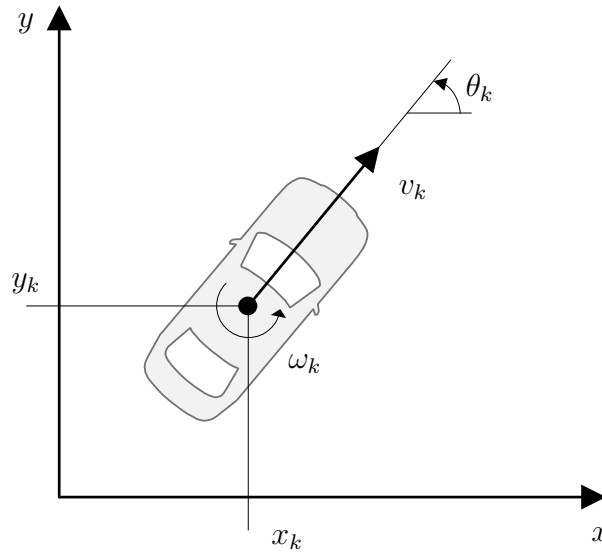


Abbildung 2.4: Koordinatensystem der Zustände des Bewegungsmodells

### Bewegungsmodell

Für die Modellierung der Fahrzeugbewegung wird das Fahrzeug auf eine Punktmasse im Fahrzeugschwerpunkt reduziert, deren aktueller Zustand  $\mathbf{x}_k$  im Zeitschritt  $k$  über die Position  $x_k, y_k$  und die Ausrichtung  $\theta_k$  in einem ebenen, ortsfesten Koordinatensystem festgelegt ist (siehe Abbildung 2.4).

$$\mathbf{x}_k = (x_k \ y_k \ \theta_k)^T \quad (2.26)$$

Dieser Zustandsvektor wird auch als Pose bezeichnet.

Weiter wird angenommen, dass sich der Körper während des Zeitintervalls  $\Delta t$  mit konstanter Längsgeschwindigkeit  $v_k$  und Drehrate  $\omega_k$  bewegt. Der Steuervektor  $\mathbf{u}_k$  fasst diese Größen zusammen.

$$\mathbf{u}_k = (v_k \ \omega_k)^T \quad (2.27)$$

Das Bewegungsmodell  $\mathbf{g}(\mathbf{u}_k, \mathbf{x}_k)$  legt fest, wie aus dem aktuellen Zustand und dem Steuervektor der Zustand  $\mathbf{x}_{k+1}$  des darauffolgenden Zeitschritts  $t_{k+1} = t_k + \Delta t$  bestimmt werden kann.

$$\underbrace{\begin{pmatrix} x_{k+1} \\ y_{k+1} \\ \theta_{k+1} \end{pmatrix}}_{\mathbf{x}_{k+1}} = \underbrace{\begin{pmatrix} x_k \\ y_k \\ \theta_k \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} v_k \Delta t \cos\left(\theta_k + \frac{1}{2}\omega_k \Delta t\right) \\ v_k \Delta t \sin\left(\theta_k + \frac{1}{2}\omega_k \Delta t\right) \\ \omega_k \Delta t \end{pmatrix}}_{\mathbf{g}(\mathbf{u}_k, \mathbf{x}_k)} \quad (2.28)$$

Die Anwendung der linearisierenden EKF-Gleichungen (2.22)-(2.23) auf das Systemmodell aus (2.28) führt zu

$$\mathbf{G}_k = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -v_k \Delta t \sin\left(\theta_k + \frac{1}{2}\omega_k \Delta t\right) \\ 0 & 1 & v_k \Delta t \cos\left(\theta_k + \frac{1}{2}\omega_k \Delta t\right) \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad (2.29)$$

$$\mathbf{V}_k = \begin{pmatrix} \Delta t \cos\left(\theta_k + \frac{1}{2}\omega_k \Delta t\right) & -\frac{1}{2}v_k \Delta t^2 \sin\left(\theta_k + \frac{1}{2}\omega_k \Delta t\right) \\ \Delta t \sin\left(\theta_k + \frac{1}{2}\omega_k \Delta t\right) & \frac{1}{2}v_k \Delta t^2 \cos\left(\theta_k + \frac{1}{2}\omega_k \Delta t\right) \\ 0 & \Delta t \end{pmatrix}. \quad (2.30)$$

Durch die GPS-Messung können im vorliegenden Fall alle drei Zustände von  $\mathbf{x}$  direkt gemessen werden, wodurch sich die Bestimmung von  $\mathbf{H}_k$  in (2.25) zu

$$\mathbf{H}_k = \mathbf{C}_k, \quad (2.31)$$

ergibt, mit der Messmatrix  $\mathbf{C}_k$  als Einheitsmatrix  $\mathbf{I}$ .

### Signalplausibilisierung

In der Praxis können die Annahmen des EKF's nicht immer erfüllt werden. Dazu zählen bei GNSS-basierten Messungen die durch den Mehrwegeeffekt verursachten systematischen Fehler, die einen Widerspruch zu der Annahme von normalverteilten Fehlern darstellen. Um diesem unerwünschten Effekt entgegen zu wirken, wird jede Messung  $\mathbf{z}_k$  vor der Verwendung im Korrekturschritt plausibilisiert. Vereinfacht gesprochen wird eine neue GPS-Messung dann verworfen, wenn sie eine große Abweichung von der prädizierten Position  $\bar{\boldsymbol{\mu}}_k$  aufweist. Als Maß für die Distanz zwischen dem gemessenen und prädizierten Zustand wird die Mahalanobis-Distanz verwendet, was zu dem sogenannten Mahalanobis-Gating führt (Bar-Shalom u. Fortmann, 1988). Eine Messung wird akzeptiert, wenn folgende Ungleichungsbedingung erfüllt ist

$$(\mathbf{z}_k - \bar{\boldsymbol{\mu}}_k)^T (\mathbf{R} + \bar{\boldsymbol{\Sigma}}_k)^{-1} (\mathbf{z}_k - \bar{\boldsymbol{\mu}}_k) \leq \chi_{Gate}^2. \quad (2.32)$$

Im Vergleich mit der euklidischen Distanz besitzt die Mahalanobis-Distanz den Vorteil, dass die Unsicherheiten aus der Zustandsschätzung berücksichtigt werden können. Als eine anschauliche Interpretation dieser Methode dient im zweidimensionalen Fall eine rotierte Ellipse. Der Mittelpunkt wird durch den Erwartungswert  $\bar{\boldsymbol{\mu}}_k$  festgelegt, die Größe der Achsen nimmt mit den Einträgen auf der Hauptdiagonalen der Kovarianzmatrix  $\bar{\boldsymbol{\Sigma}}_k$  zu. Nur wenn sich der neue Messwert  $\mathbf{z}_k$  innerhalb dieser Fehlerellipse befindet, wird die Messung im Korrekturschritt des EKF's berücksichtigt.

### Empfängerspezifische Anpassungen

Die Kovarianzmatrix der Messung wird analog zu den bisherigen Größen als Diagonalmatrix modelliert:  $\mathbf{Q} = \text{diag}(\sigma_x^2, \sigma_y^2, \sigma_\theta^2)$ . Der verwendete GPS-Empfänger liefert einen Schätzwert für die variierende Genauigkeit der Position,  $\sigma_x^2$  und  $\sigma_y^2$ , nicht jedoch für die

Ausrichtung  $\sigma_\theta$ . Diese wird deshalb in Abhängigkeit der aktuellen Geschwindigkeit  $v_k$  und der Standardabweichung der Geschwindigkeitsmessung  $\sigma_{v,\text{GPS}}$  abgeschätzt

$$\sigma_\theta = \tan^{-1} \left( \frac{\sigma_{v,\text{GPS}}}{v_k} \right). \quad (2.33)$$

Für gegen Null gehende Geschwindigkeiten konvergiert  $\sigma_\theta$  gegen  $\frac{\pi}{2}$ , wodurch die gemessene Ausrichtung nur noch geringfügig in die Schätzung des EKF's eingeht. Dadurch wird berücksichtigt, dass bei einem System mit nur einer GPS-Antenne die aktuelle Bewegungsrichtung im Stand nicht bestimmt werden kann. Bei höheren Geschwindigkeiten ist die Geschwindigkeitsmessung relativ genau. Dies liegt darin begründet, dass die Geschwindigkeit durch den Dopplereffekt gemessen wird und nicht etwa durch Ableiten der Positionsmessungen. In der Literatur wird für die zu erzielende Genauigkeit der Geschwindigkeitsmessung ein Wert von  $\sigma_{v,\text{GPS}} = 0,1 \text{ m/s}$  angegeben (Misra u. Enge, 2011). Da die Geschwindigkeit in vektorieller Form ermittelt wird, kann daraus die Bewegungsrichtung und somit auch  $\theta$  bestimmt werden.

### 2.1.3 Evaluierung

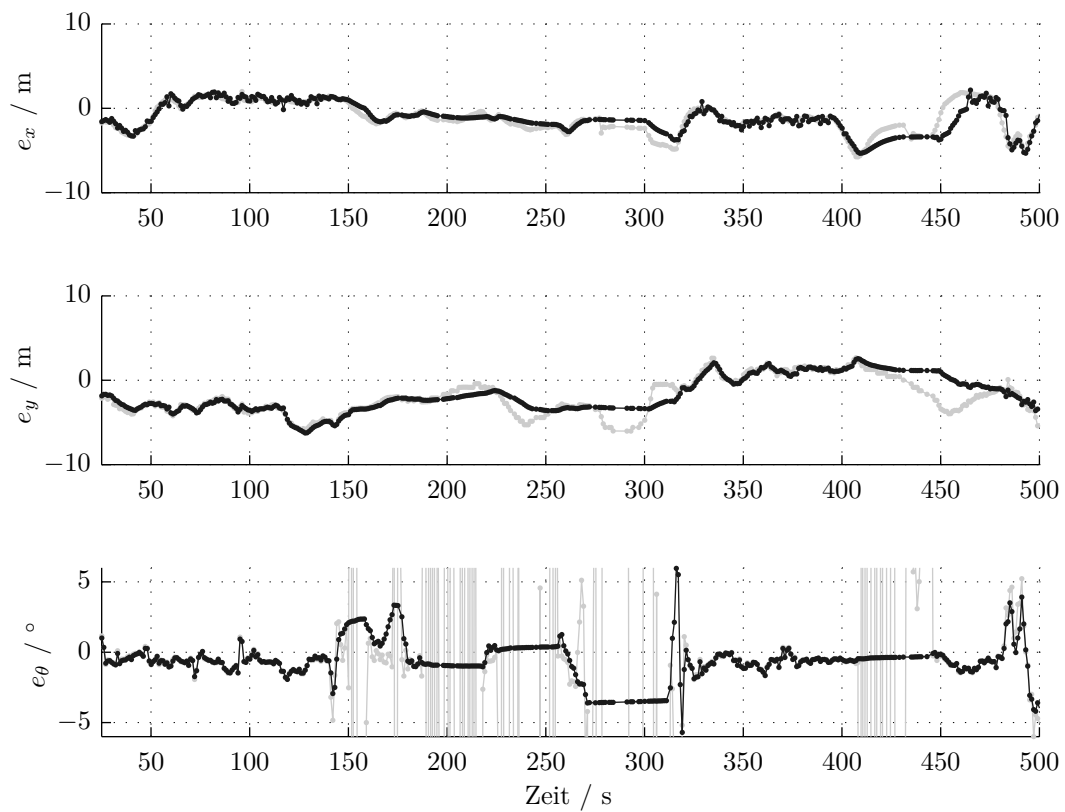
Dieser Abschnitt widmet sich der Frage, welche Lokalisierungsgüte mit dem Versuchssystem aus Kapitel 3 erzielt werden kann und vergleicht die Güte mit und ohne Positionsfiltrierung. Der verwendete GPS-Empfänger<sup>10</sup> ist ein vergleichsweise kostengünstiges Modell, wie es bei einer Serienanwendung bereits heute wirtschaftlich eingesetzt werden kann. Das Messfahrzeug wird zusätzlich dazu mit einem DGPS-gestützten inertialen Navigationssystem der Firma Oxford Solutions ausgerüstet (RT3002, Oxford Technical Solutions) und mit Korrekturdaten einer lokalen Basisstation versorgt. Das Referenzsystem kann Messungen mit 100 Hz erzeugen und besitzt dabei eine Genauigkeit von 0,02 m für die Position bzw.  $0,1^\circ$  für den Kurswinkel.

Um robust gegen tageszeitbedingte Fehler zu sein, wurden mehrere Messfahrten vorgenommen. Die gefahrene Strecke verläuft durch vorstädtisches Gebiet mit guter Satellitensicht, abgesehen von einer kurzzeitigen Abschattung durch eine Brücke. Die Geschwindigkeit bewegt sich in einem Bereich zwischen 0 und  $80 \text{ km/h}$ . Beide Systeme verfügen GPS-bedingt über eine hochgenaue Zeitmessung, so dass die getrennt voneinander aufgezeichneten Messungen im Nachhinein synchronisiert werden können. Da die Messungen unsynchronisiert erzeugt werden, wird zwischen den Messpunkten der Referenzlösung interpoliert. Der hierbei entstehende Fehler wird wegen der hohen Updaterate des Referenzsystems vernachlässigt.

In Abbildung 2.5 ist der Verlauf des Fehlers über der Zeit dargestellt, getrennt für die Messung des GPS-Empfängers und die gefilterte Position. Bei der Betrachtung des Verlaufs des Positionsfehlers  $e_x$  und  $e_y$  des GPS ist zu erkennen, dass dieser nur relativ geringe Änderungsraten über der Zeit aufweist. Der Fehler der gefilterten Position weicht nur wenig von dem Fehler der GPS-Messungen ab. Es wird angenommen, dass der relativ geringe Unterschied, und dadurch auch ein möglicher Genauigkeitszugewinn durch die Anwendung

---

<sup>10</sup> Es handelt sich um das Modell LEA-4T des Herstellers u-blox.



**Abbildung 2.5:** Verlauf des Fehlers der Position  $e_x$  und  $e_y$  in Richtung der Achsen des Koordinatensystems, sowie des Fehlers  $e_\theta$  der Ausrichtung. Grau: GPS-Messung, Schwarz: Gefilterte Messung.

		Einheit	Gesamt	$v > 15 \text{ km/h}$
$e_{\text{pos,RMS}}$	GPS	m	3,06	2,96
$e_{\text{pos,RMS}}$	EKF	m	2,96	2,86
$e_{\theta,\text{RMS}}$	GPS	°	21,14	1,41
$e_{\theta,\text{RMS}}$	EKF	°	1,35	1,27

**Tabelle 2.1:** RMS-Fehler des Positionierungssystems

eines Filters, im zeitlich korrelierten Messfehler begründet ist. Der Kalman-Filter fußt schließlich auf der Annahme, dass der Messfehler eine normalverteilte Zufallsgröße ist, also keine Korrelation zwischen zwei aufeinanderfolgenden Messungen besteht.

Wie bereits erwähnt, nimmt die Genauigkeit der GPS-basierten Kurswinkelmessung bei niedrigen Geschwindigkeiten ab. Dies wird z.B. im Bereich zwischen Sekunde 150 und 320 der Messung deutlich, in welchem der Fehler der Ausrichtung  $e_{\theta}$  in der Abbildung wegen der sprunghaften Änderungen des Kurswinkels teilweise nur noch als vertikale Linie dargestellt wird. Die gefilterte Ausrichtung überbrückt diese Abschnitte mit einem deutlich geringeren Fehler.

Tabelle 2.1 fasst die Ergebnisse der Messung zusammen. Es ist der gemittelte quadratische Fehler (engl. Root-Mean-Square-Error, RMS) über den Gesamtverlauf der Messung angegeben, für jeden Zeitpunkt  $t_j$  eines Messupdates des Versuchssystems

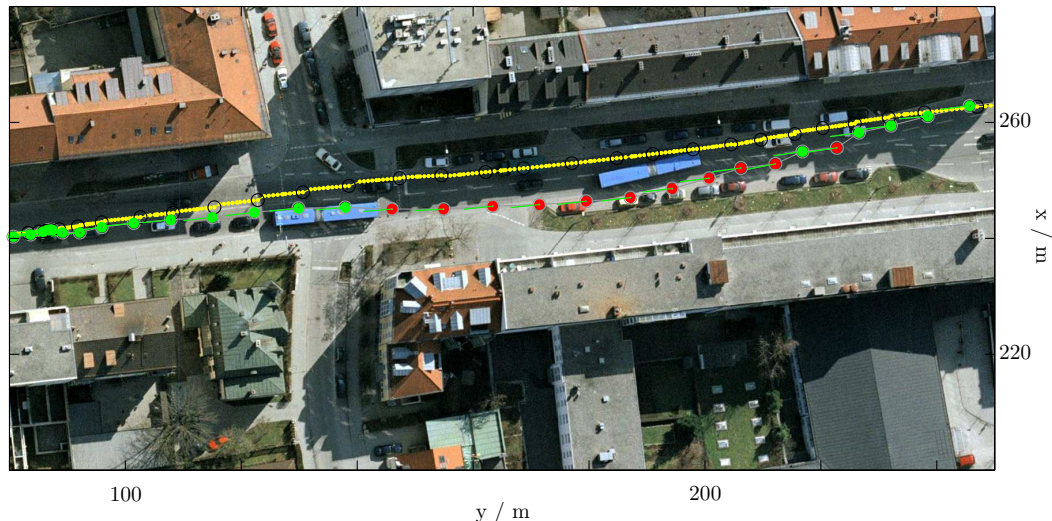
$$e_{\text{pos,RMS}} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (x_{\text{ref}}(t_j) - x_m(t_j))^2 + (y_{\text{ref}}(t_j) - y_m(t_j))^2}. \quad (2.34)$$

Zusätzlich ist in der Tabelle in einer eigenen Spalte der RMS-Fehler für den Bereich der Messung aufgeführt, in welchem die Geschwindigkeit größer als  $15 \text{ km/h}$  ist. Es zeigt sich ein geringer Genauigkeitszugewinn durch die Verwendung des EKFs. Des Weiteren bestätigt sich die für die KQA akzeptable Genauigkeit der GPS-basierten Kurswinkelmessung im Bereich weniger Grad, die mit Filterung auch im niedrigen Geschwindigkeitsbereich aufrecht erhalten werden kann.

Ein weiterer Vorteil der gefilterten im Vergleich zur alleinigen GPS-Lösung offenbart sich in Situationen mit ungünstigen GPS-Bedingungen, wie z.B. beim Durchfahren einer Häuserschlucht.<sup>11</sup> Abbildung 2.6 zeigt einen Abschnitt einer schmalen Straße, welcher von hohen Gebäuden umgeben wird. Da hier die Referenzlösung denselben Fehlerquellen wie das Versuchssystem ausgesetzt ist, wird der Straßenverlauf des unterlegten Luftbildes zur Plausibilisierung der Daten herangezogen. Im dem Bereich der eingeschränkten Himmels-sicht weist die GPS-Messung einen relativ großen Querversatz zum Straßenverlauf auf, der nach dem Passieren der Gebäude wieder abnimmt. Die gefilterte Position kann die fehlerhafte Messung über diesen kurzen Zeitraum kompensieren.

Da der Filter in Fahrzeugmodellen zahlreicher unterschiedlicher Hersteller verwendet wird, kann neben der GPS-Messung somit theoretisch auch die Inertialsensorik mit unterschiedlicher, fahrzeugspezifischer Güte behaftet sein und die Positionierungsgenauigkeit

<sup>11</sup> Beim Erstellen der Referenzmessung wurden vergleichbare Situationen bewusst vermieden.



**Abbildung 2.6:** Vergleich von gefilterter und GPS Position beim Durchfahren einer Häuserschlucht, im Bild von rechts nach links. Gelb: Filter, Rot bzw. Grün: GPS Messungen mit großer bzw. kleiner Mahalanobis-Distanz.

beeinflussen. Solange regelmäßig GPS-Updates ermittelt werden, besitzt die Genauigkeit der Inertial-Sensorik jedoch nur einen geringen Einfluss auf die Genauigkeit des Gesamtsystems (Abbott u. Powell, 1999). Der entwickelte Positionsfilter stellt im  $\text{sim}^{\text{TD}}$  Feldtest die gefilterte Position neben der KQA auch sämtlichen weiteren Funktionen zur Verfügung.

### 2.1.4 Zusammenfassung

Die Lokalisierungsgüte nimmt maßgeblichen Einfluss auf die Fähigkeit von Assistenzfunktionen zur Bewertung der Situation. Um eine Abschätzung zu erhalten, in welcher Größenordnung sich der Positionierungsfehler heutiger und zukünftiger Systeme bewegt, werden zunächst die Grundlagen der satellitenbasierten Positionierung und die maßgeblichen Fehler bei der Positionsbestimmung betrachtet. Eine genaue Prognose der Genauigkeit zukünftiger Systeme gestaltet sich schwierig, es erscheint jedoch wahrscheinlich, dass mit einer gewissen Varianz der Genauigkeiten gerechnet werden muss.

Ein Verfahren, das die Robustheit der satellitengestützten Positionierung erhöhen kann, ist die Kombination von GNSS-Messungen mit der Inertialsensorik in einem EKF. Dieser Ansatz wird in einem Fahrzeug umgesetzt und mit einer Referenzmessung evaluiert. Bei einem Vergleich der gefilterten mit der alleinigen GPS-Messung zeigt sich bei uneingeschränkter Himmelssicht nur ein geringer Unterschied in der Genauigkeit. In beiden Fällen bewegt sich der 2D-RMS-Fehler im Bereich von ca. 3 m. Als wesentlicher Vorteil der gefilterten Lösung erweisen sich die erhöhte Updaterate, das robustere Verhalten bei ungünstigen GPS-Bedingungen sowie die kontinuierliche Schätzung des Kurswinkels auch im niedrigen Geschwindigkeitsbereich - eine Größe, die im weiteren Verlauf zur Situationsinterpretation im Kreuzungsbereich noch benötigt wird.

## 2.2 Kommunikation

Die Erforschung der C2X-Kommunikation der vergangenen Jahre hat eine dezentrale Ad-Hoc-Funktechnologie zur Übertragung der Bewegungsinformationen zwischen Fahrzeugen hervorgebracht. Der entwickelte Standard IEEE 802.11p arbeitet auf 10 Mhz breiten Frequenzbändern bei 5,9 GHz (IEEE Computer Society, 2010). Die Fahrzeuge senden dabei zyklisch Position, Geschwindigkeit, Blinkerstatus, Geometrie und weitere Eigenschaften in der sogenannten CAM-Nachricht als Broadcast an alle umgebenden Fahrzeuge. Die Senderate bewegt sich in einem Bereich zwischen 1 Hz und 10 Hz.

Neben den funkbasierten Systemen sind zelluläre Kommunikationssysteme im Prinzip ebenso geeignet, die Information zu übertragen, versprechen jedoch neben weiteren Vorteilen auch eine unbegrenzte Kommunikationsreichweite. Der nachfolgende Abschnitt vergleicht den Stand der Technik beider Technologien.

### 2.2.1 Zelluläre Kommunikation

Aus Sicht der KQA entsteht der wesentliche Vorteil zellulärer Kommunikation durch die erhöhte Position der Mobilfunkbasisstationen und somit durch die besseren Empfangseigenschaften im Kreuzungsbereich. Befindet sich das Fahrzeug im Empfangsbereich einer Funkzelle, lassen sich CAM-Nachrichten an beliebig weit entfernte Kommunikationspartner übermitteln. Als nachteilig erweist sich aus technischer Sicht im Vergleich zur Ad-Hoc Kommunikation, dass zelluläre Kommunikation nicht darauf ausgelegt wurde, viele kleine Datenpakete via Broadcast an die umgebende Verkehrsteilnehmer zu übermitteln. Ein wesentlicher Einflussfaktor zur Bewertung, ob KQA mit zellulärer Kommunikation betrieben werden kann, ist also das zu erwartende Datenaufkommen, wenn Fahrzeuge CAM-Nachrichten über Mobilfunk übertragen.

Basierend auf einer Untersuchung der räumlichen Verteilung von Mobilfunkmasten, der Dichte des Straßennetzes und realistischen Annahmen zum Fahrzeugdurchsatz schätzt Mangel (2012) am Beispiel der Stadt München ab, welche CAM-Rate pro Mobilfunkzelle zu erwarten ist. Es werden zwei unterschiedliche Lastszenarien bestimmt, je nachdem ob von durchschnittlichen oder von Worst-Case Annahmen ausgegangen wird. Der Autor kommt zu dem Schluss, dass der Mobilfunkstandard LTE aus technischer Sicht in der Lage ist, auch zu Spitzenlastzeiten in der Rush-Hour eine ausreichend hohe Kapazität zur Übertragung der CAM-Nachrichten zu liefern. Die zu erwartende Latenz liegt mit ca. 100 ms in einem für die Funktion tolerierbaren Bereich. UMTS hingegen weist weitaus größere Latenzen auf und ist lediglich in der Lage, durchschnittliche Lastszenarien zu bewältigen. Auch wenn die technischen Voraussetzungen im Falle von LTE gegeben sind, gibt es jedoch weitere Randbedingungen, die gegen zelluläre Kommunikation sprechen. Dazu zählen vor allem die zu erwartenden hohen Kosten für die Datenübertragung, noch nicht erfolgte Standardisierung sowie offene Punkte zur Zuverlässigkeit der Kommunikation, wenn diese nicht, wie bei der Ad-Hoc Variante, zwischen zwei Punkten stattfindet, sondern über mehrere Zwischenknoten.



## 2.2.2 Ad-Hoc Kommunikation

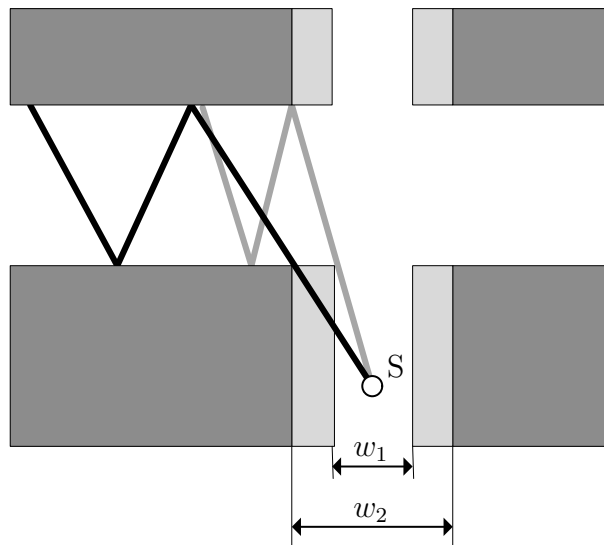
Bei einem Ad-Hoc Netz bauen zwei Netzknoten selbstständig eine Verbindung auf, ohne auf eine zentrale Kontrollinstanz angewiesen zu sein. Durch den Verzicht auf eine Steuerungsschicht für den Zugriff auf das Kommunikationsmedium ist die Übertragung der Nachrichten im ungestörten Fall quasi latenzfrei und liegt Messungen zufolge beim 802.11p-Standard im einstelligen Millisekundenbereich (Demmel u. a., 2012).

Dies ändert sich, wenn mehrere Knoten um den Zugriff auf das drahtlose Kommunikationsmedium konkurrieren. Der Zugriff des Senders wird über den CSMA/CA Mechanismus (Carrier Sense Multiple Access Collision Avoidance) gesteuert. Jeder Sender überwacht den Funkkanal und sendet erst, wenn dieser frei ist. Dies wird an dem Abfall der Sendeleistung unter einen Schwellwert erkannt. Der CSMA/CA Mechanismus zielt darauf ab, den gleichzeitigen Zugriff zweier Sender auf den Funkkanal möglichst zu vermeiden, kann dies aber nicht in jedem Fall verhindern. Dadurch kann es zum Paketverlust kommen. Ein erneutes Senden des Pakets ist beim Broadcast nicht vorgesehen, da der Empfänger den Erhalt eines Pakets nicht bestätigt und ein Verlust somit nicht erkannt wird. Bei vielen Sendern im Umkreis steigt dadurch die Wahrscheinlichkeit von Paketverlusten an. Um diesem Effekt entgegenzuwirken, wird die Last auf dem Funkkanal situationsbedingt angepasst. Innerhalb des Standards 802.11p erfolgt dies durch eine Variation der Senderate in einem Bereich zwischen 1 Hz bei unbeschleunigten Bewegungen bis maximal 10 Hz bei hohen Beschleunigungen.

Die bisherigen Ausführungen beruhen auf der idealisierten Annahme, dass zwischen den Knoten eine ungestörte Sichtverbindung besteht. Diese Voraussetzung ist an vielen realen Kreuzungen nicht erfüllt. Bei lediglich etwa 20% der städtischen Kreuzungen besteht eine direkte Sichtverbindung (LOS<sup>12</sup>) zwischen zwei sich mit konstanter Geschwindigkeit annähernden Fahrzeugen bei einer TTC von 3 s (Mangel, 2012). In den verbleibenden Fällen behindern Gebäude oder sonstige Hindernisse das Zustandekommen einer Sichtverbindung. Die Eignung von Ad-Hoc Kommunikation für KQA hängt somit entscheidend davon ab, ob zwischen zwei Fahrzeugen auch dann Daten ausgetauscht werden können, wenn keine direkte Sichtverbindung vorhanden ist.

Die physikalischen Mechanismen, die dies ermöglichen, sind Beugung und Reflektion. Die hohe Frequenz des Standards 802.11p im Vergleich zu Mobilfunk (5,9 GHz bzw. 0,8 bis 2 GHz) erweist sich für die Nutzung des Beugungseffekts als nachteilig, da die Ausbreitung der Funkwelle in seitliche Kreuzungsarme stärker abgeschwächt wird. Der maßgebliche Effekt, der das Zustandekommen einer Verbindung „über das Eck“ hinweg ermöglicht, ist die Reflektion an der Bebauung. Entscheidend für die erzielbare Übertragungsrate ist der Abstand zwischen den abschattenden Gebäuden an den Ecken der Kreuzung (Mangel, 2012). Je kleiner dieser ausfällt, umso geringer ist die erzielbare Kommunikationsreichweite im Seitenarm. Abbildung 2.7 veranschaulicht diesen Zusammenhang an einer Kreuzung mit zwei unterschiedlichen Bebauungsbreiten  $w_1$  und  $w_2$  im Kreuzungsarm des Senders. Bei einer gleichbleibenden Anzahl an Reflektionen legt der Strahl bei der größeren Breite  $w_2$  auch eine größere Strecke im seitlichen Kreuzungsarm zurück. Basierend auf einer Auswahl

<sup>12</sup> Line-Of-Sight (direkte Sichtverbindung)



**Abbildung 2.7:** Ausbreitung einer Funkwelle des Senders S an einer Kreuzung durch zweimalige Reflektion, bei unterschiedlichen Bebauungsbreiten  $w_1$  und  $w_2$ .

repräsentativer Kreuzungen zeigt Mangel (2012), dass dieser Effekt an realen Kreuzungen ausreicht, um in den meisten Fällen eine Übertragungsrate von 50 % zu erzielen. Bei einer Senderate von 10 Hz wird eine Nachricht dadurch im Mittel mit 200 ms Latenz zugestellt.

Auch im Rahmen des Projekts sim<sup>TD</sup> wurden eigene Messungen zur Reichweite der Kommunikation im Kreuzungsbereich vorgenommen (Wenzel, 2013). Die Ergebnisse zeigen, dass an den untersuchten Kreuzungen in einer Entfernung von ca. 40 m eine Paketverlustrate von weniger als 15% besteht. Ergänzend zu den genannten Untersuchungen, die auf statischen Messungen bzw. auf simulativen Methoden beruhen, erfolgt in Abschnitt 3.4.1 eine Untersuchung der Kommunikationseigenschaften mit bewegten Fahrzeugen.

### 2.2.3 Zusammenfassung

Die Kommunikation zwischen Fahrzeugen kann auf zwei unterschiedlichen Technologien basieren, zellulärer oder Ad-Hoc Kommunikation. Beide Technologien sind grundsätzlich für die KQA geeignet. Sie unterscheiden sich aus technischer Sicht durch die Bedingungen, die zu Einschränkungen bei der Kommunikation führen. Vereinfacht gesagt ist bei zellulärer Kommunikation ein hohes Verkehrsaufkommen innerhalb einer Funkzelle kritisch, bei der Ad-Hoc Kommunikation ist es eine geringe Bebauungsbreite der die Kreuzung umgebenden Gebäude.

Für die KQA bedeutet dies, dass mit einer variablen Latenz gerechnet werden muss, unabhängig davon, welche Kommunikationstechnologie verwendet wird. Als vorteilhaft erweist sich, dass die Übertragungslatenz bestimmt werden kann, schließlich liefert die Positionsmessung prinzipbedingt durch GPS einen exakten Zeitstempel (siehe auch Abschnitt 2.1.1). Setzen die Objekte ihre Bewegung innerhalb des Zeitraums der Latenz unverändert fort, kann der aus der Latenz resultierende Positionsfehler bei kleinen Latenzen

mit einem Prädiktionsmodell reduziert werden. Dennoch ergibt sich, zusätzlich zu den Messunsicherheiten aus Abschnitt 2.1, eine mit der Latenz zunehmende Positionsunsicherheit.

## 2.3 Digitale Karten

Die Interpretation von Verkehrssituation und die Bewertung der Kritikalität kann über die reine Objekterfassung hinaus von kontextuellen Informationen profitieren. Dazu zählt im Kreuzungsbereich beispielsweise die Vorfahrtsregelung oder die Lage und Geometrie der Kreuzung. Die Notwendigkeit dieser Informationen für die KQA belegen zahlreiche Veröffentlichungen auf diesem Gebiet, die auf digitale Karten zurück greifen (u.a. Lefèvre u. a. (2011); Liebner u. a. (2012); Petrich u. a. (2013); Schendzielorz u. a. (2013); Zhang u. Roessler (2009)).

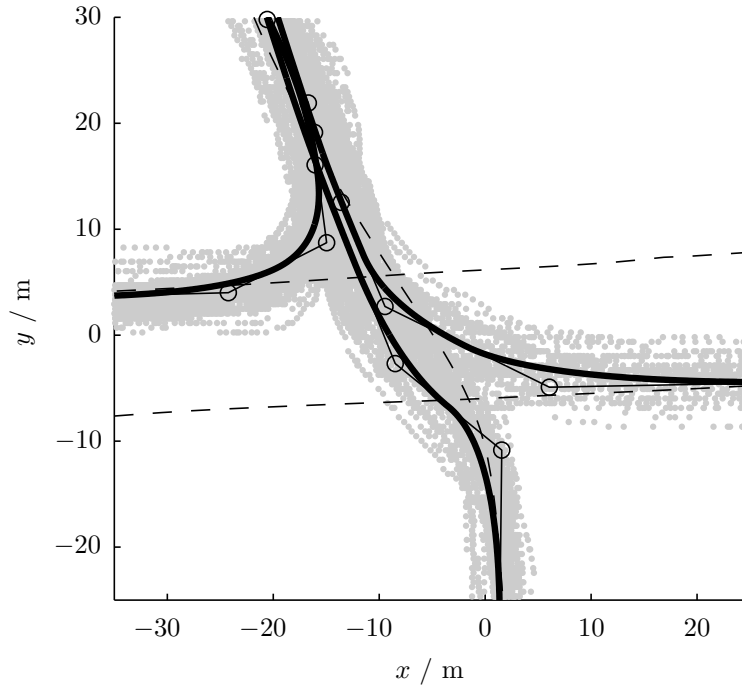
Durch die Zuordnung der Fahrzeuge zu Fahrspuren können die in der jeweiligen Fahrspur zulässigen Abbiegemanöver ermittelt werden und somit das zukünftige Verhalten besser prädiziert werden. Desweiteren kann der Messfehler der Querablage unter Umständen mit präzisen Kartendaten korrigiert werden. Die manuelle Erzeugung von Karten für sämtliche, existierende Kreuzungen, z.B. mit einem hochgenauen Referenzsystem, ist jedoch ein äußerst aufwändiger Prozess. Auch erscheint es schwierig, die Daten bei baulichen Veränderungen aktuell zu halten.

Durch die zunehmende Anzahl an Verkehrsteilnehmern, die mit GNSS-Empfängern ausgestattet sind, werden bereits zahlreiche Messungen von Kreuzungsüberfahrten vorgenommen. Diese Daten besitzen für sich betrachtet nur eine beschränkte Genauigkeit. Durch die Mittelung über eine große Anzahl an Messungen kann der statistische Anteil des Messfehlers jedoch reduziert werden kann. Wenn Mobilitätsdaten großflächig gesammelt werden, besteht also die Möglichkeit, automatisiert einen genauen Fahrspurverlauf zu generieren. Darüber hinaus bietet die automatisierte Auswertung der Fahrdaten den Vorteil, dass Änderungen oder neu hinzugekommene Kreuzungen schnell erkannt werden können.

Im Rahmen dieser Arbeit wurde eine Methode entwickelt, die aus einer großen Anzahl von ungenauen GPS-Messungen automatisiert eine präzise Repräsentation der Kreuzung berechnet (Eichhorn u. a., 2013b). Abbildung 2.8 zeigt exemplarisch die Anwendung des Verfahrens auf Messdaten des Feldversuchs aus Kapitel 3. Der nachfolgend verwendete Begriff *Fahrspur* bezeichnet das Ergebnis dieser Methode und damit den durchschnittlichen Verlauf der Bahnkurve des Schwerpunkts eines Fahrzeugs. Somit befindet sich die Fahrspur in der Regel zwischen den Markierungen des Fahrstreifens (sofern vorhanden), aber nicht notwendigerweise exakt in der Mitte der Fahrstreifen.

### 2.3.1 Fahrspurzuordnung

Aus der Kenntnis über den Verlauf der Fahrspuren können die Fahrzeuge den Fahrspuren zugeordnet werden, auch *Map-Matching* genannt. Im Allgemeinen verlaufen im Kreuzungsbereich mehrere Fahrspuren, von denen die aktuell belegte bestimmt werden soll. Dazu werden zunächst die Merkmale betrachtet, die für die Zuordnung verwendet werden. Anschließend wird mit einer geeigneten Klassifikation auf die belegte Fahrspur geschlossen.



**Abbildung 2.8:** Gemittelter Fahrspurverlauf (schwarz), der aus den grauen Messpunkten erzeugt wurde.

### Merkmale

Es wird angenommen, dass die Fahrspur als parametrische Kurve  $\mathbf{c}(t)$  gegeben ist. Es bezeichnet  $t_m$  denjenigen Kurvenparameter, der den Abstand zwischen der Kurve und dem Messpunkt  $\mathbf{x}_k$  minimiert. Dann ergibt sich der sogenannte Fußpunkt auf der Kurve aus  $\mathbf{c}(t_m)$ .

Für die Zuordnung einer Messung der Fahrzeugposition  $\mathbf{x}_k$  zu einer Fahrspur  $\mathbf{c}(t)$  werden zwei Merkmale verwendet: Der Abstand  $d_{MF}$  zwischen Messpunkt und Fußpunkt auf der Fahrspur sowie die Differenz zwischen dem Winkel der Fahrspur im Fußpunkt  $\theta_c(t_m)$  und dem gemessenen Kurswinkel  $\theta_t$ . Die Größen sind in Abbildung 2.9 dargestellt und ergeben sich zu

$$d_{MF} = |\mathbf{x}_k - \mathbf{c}(t_m)| \quad (2.35)$$

$$\Delta\theta = \theta_t - \theta_c(t_m). \quad (2.36)$$

Bedingt durch die Varianz in Messung und Fahrverhalten ist zu erwarten, dass die Merkmale nicht exakt bestimmt werden können und einer gewissen Verteilung unterliegen. Die Merkmale werden zu dem Zustandsvektor  $\mathbf{x}_{MM} = [d_{MF}, \Delta\theta]^T$  zusammengefasst und als Normalverteilung modelliert

$$p(\mathbf{x}_{MM}) = \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}_{MM}, \boldsymbol{\Sigma}_{MM}), \quad (2.37)$$

mit dem zu null gesetzten Vektor der Erwartungswerte  $\boldsymbol{\mu}_{MM} = [0, 0]^T$  und der Kovarianzmatrix  $\boldsymbol{\Sigma}_{MM} = \text{diag}(\sigma_{d_{MF}}^2, \sigma_{\theta}^2)$ .

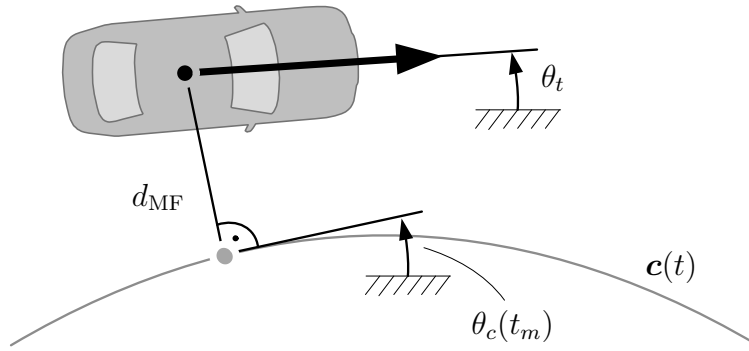


Abbildung 2.9: Verwendete Zustände für die Fahrspurzuordnung.

### Klassifikation

Aus den bisherigen Betrachtungen resultiert ein Modell, das die bedingte Wahrscheinlichkeit der Messgrößen  $\mathbf{x}$  beschreibt, wenn ein Manöver  $\mathcal{M}_i$  durchgeführt wird und als  $p(\mathbf{x}|\mathcal{M}_i)$  notiert wird. Bei der Klassifikation stellt sich die umgekehrte Frage: Wie groß ist die Wahrscheinlichkeit für ein bestimmtes Manöver, unter der Bedingung, dass eine Messung  $\mathbf{x}$  beobachtet wurde? Diese Wahrscheinlichkeit wird als  $p(\mathcal{M}_i|\mathbf{x})$  notiert.

Der Satz von Bayes setzt die Wahrscheinlichkeiten in Relation

$$p(\mathcal{M}_i|\mathbf{x}) = \frac{p(\mathbf{x}|\mathcal{M}_i)p(\mathcal{M}_i)}{p(\mathbf{x})}. \quad (2.38)$$

In diesem Zusammenhang wird die bedingte Wahrscheinlichkeit  $p(\mathcal{M}_i|\mathbf{x})$  auch als a-posteriori-Wahrscheinlichkeit bezeichnet, die Wahrscheinlichkeit  $p(\mathcal{M}_i)$  als a-priori Wahrscheinlichkeit. Anhand von  $p(\mathcal{M}_i|\mathbf{x})$  wird durch den Vergleich mit einem Schwellwert auf die Fahrspur geschlossen, auf der sich das Fahrzeug gegenwärtig befindet.

Da es sich bei den zu untersuchenden Manövern um eine endliche, diskrete Menge handelt, kann der Nenner als Summation dargestellt werden

$$p(\mathbf{x}) = \sum_j p(\mathbf{x}|\mathcal{M}_j)p(\mathcal{M}_j). \quad (2.39)$$

Mit Hilfe der a-priori Wahrscheinlichkeit  $p(\mathcal{M}_i)$  kann berücksichtigt werden, dass bestimmte Manöver von Fahrern bevorzugt werden. An einer Hauptstraße kann beispielsweise die Geradeausfahrt wesentlich häufiger auftreten wie ein Abbiegevorgang in eine unbedeutende Nebenstraße. Die automatisierte Erfassung von Fahrdaten ermöglicht grundsätzlich die kreuzungsindividuelle Ermittlung von  $p(\mathcal{M}_i)$ , wird aber hier nicht verfolgt.

## 2.4 Zusammenfassung

Im vorausgegangenen Kapitel werden verschiedene Technologien zur Umfeldwahrnehmung betrachtet. Zusammenfassend lässt sich feststellen, dass bei der Umfelderkennung und Lokalisierung mit zahlreichen unterschiedlichen Quellen von Unsicherheiten zu rechnen ist und somit mit einer variierenden Genauigkeit. Im Vergleich zu anderen Technologien stellt

die Varianz aus der GNSS-basierten Lokalisierung hinsichtlich der Positionsgenauigkeit eine Art Worst-Case dar. Grundsätzlich ist aber auch bei den zu erwartenden Fortschritten der GNSS-Technologie oder bei der Verwendung alternativer Sensoren von Unsicherheiten in der Umfelderkennung auszugehen. Bedingt wird dies beispielsweise durch Abschattungen der Satellitensignale in Häuserschluchten, Übertragungslatenzen von C2X-Nachrichten oder wechselnder Verfügbarkeit von Kartenmaterial. Abseits des C2X-Szenarios erfassen verschiedene On-Board Sensoren die Objektzustände mit unterschiedlicher Genauigkeit. Aus diesem Grund wird bei der Lokalisierung und der Sensordatenfusion auf probabilistische Methoden zurück gegriffen, welche die Genauigkeit der Messung mit einer Kovarianzmatrix kennzeichnen (Aeberhard u. a., 2012; Rauch u. a., 2012). Damit wird eine einheitliche, vom Sensortyp unabhängige Umfeldbeschreibung möglich.

---

### Systementwicklung und -bewertung in einem Feldtest

---

Eine Schwierigkeit bei der systematischen Untersuchung kommunikationsbasierter KQA war in der Vergangenheit die Verfügbarkeit einer ausreichend großen Fahrzeugflotte. Das herstellerübergreifenden Projekts  $\text{sim}^{\text{TD}}$ <sup>13</sup> bot erstmalig die Rahmenbedingungen einen derartigen Feldtest durchzuführen. Das Projekt diente der Erforschung und Erprobung der C2X-Kommunikation und dem Nachweis des Nutzens für Verkehrssicherheit und -effizienz ( $\text{sim}^{\text{TD}}$ -Konsortium). Dazu wurden zahlreiche C2X-Funktionen entwickelt und mit Hilfe einer eigens geschaffenen Versuchsflotte in der Praxis erprobt. Die untersuchten Anwendungen umfassen u.a. die Warnung vor liegengebliebenen Fahrzeugen, Einsatzfahrzeugen, stark bremsenden Fahrzeugen, Rotlichtüberfahrungen an ampelgeregelten Kreuzungen, wie auch die nachfolgend genauer betrachtete KQA (Wenzel, 2013). Der Feldversuch bot die Möglichkeit, KQA unter realistischen Sensor- und Umgebungsbedingungen zu erproben und eine Bewertung der Güte vorzunehmen.

#### 3.1 Einführung

Ziel der folgenden Untersuchung ist eine Bewertung, wodurch Falschauslösungen eines KQA im normalen Fahrbetrieb verursacht werden können. Dazu kommen eine Reihe von Fehlerquellen in Frage: Führen Messfehler in der Sensorik zu Falschwarnungen und wenn ja, wie häufig? Wie stark ist der Einfluss von individuellem Fahrerverhalten, wie z.B. dem sportliche Anfahren an eine Kreuzung?<sup>14</sup> Stimmt die Gefahrenwahrnehmung des Systems mit der des Fahrers überein? Welche Teilkomponenten des Warnalgorithmus bieten Optimierungspotential? Die Beantwortung dieser Fragen ermöglicht es, Anforderungen an Algorithmik und Sensorik zukünftiger KQA-Systeme zu definieren.

---

<sup>13</sup> Sichere intelligente Mobilität Testfeld Deutschland

<sup>14</sup> Ein Aspekt der z.B. von Mages (2008) hervorgehoben wird.

Doch wie können Falschwarnungen in den Daten erkannt werden? Lässt sich im Nachhinein überhaupt feststellen, ob eine Warnung berechtigt war? Auch wenn sich diese Frage im Einzelfall unter Umständen nicht mit abschließender Sicherheit beantworten lässt, gibt es dennoch starke Indizien, die Rückschlüsse auf die Berechtigung einer Warnung zulassen. Dazu zählt die Entwicklung des weiteren Verlaufs der Situation im Anschluss an die Warnung: Erfolgt eine Fahrerreaktion, die sich vom typischen Fahrerverhalten unterscheidet und auf eine kritische Situation hindeutet, wird diese Auslösung als berechtigt bewertet. Beispiele dafür sind eine starke Bremsung des bewarnten oder querenden Fahrzeugs oder, im ungünstigsten Fall, das Auftreten einer Kollision. Als weiteres Kriterium für die Berechtigung einer Warnung wird die subjektive Bewertung der Warnsituation durch den Fahrer herangezogen, welche im Feldtest direkt im Anschluss an die Ausgabe auf dem HMI vorgenommen werden kann.

Um Antworten auf die genannten Fragestellungen zu erhalten, wurde in dieser Arbeit in Zusammenarbeit mit den Projektpartnern von  $\text{sim}^{\text{TD}}$  unter Nutzung der Gegebenheiten des Projekts eine prototypische Implementierung eines KQA entwickelt (siehe Abschnitt 3.2). Der Beitrag dieser Arbeit liegt in der teils gemeinschaftlichen Entwicklung des später noch genauer erläuterten Warnmoduls, sowie der Absicherung der Funktion, mit dem Ziel einer erfolgreichen Durchführung des Feldversuchs. Die Rahmenbedingungen des Feldversuchs werden in Abschnitt 3.3 beschrieben. Es folgt weiter eine Auswertung des Warnverhaltens in Abschnitt 3.4 mit anschließender Diskussion der Ergebnisse in Abschnitt 3.5.

## 3.2 Warnalgorithmus

### 3.2.1 Konzept

Der für den Feldtest entwickelte KQA sieht vor, den Fahrer bei der Anfahrt auf einem wartepflichtigen Kreuzungsarm davor zu warnen, einen Unfall durch die Missachtung der Vorfahrt an Stopp-Schild, Vorfahrt-Achten und Rechts-vor-links Kreuzungen zu verursachen. Nicht betrachtet werden Konflikte mit entgegenkommendem Verkehr beim Linksabbiegen. Die Warnstrategie besteht aus den zwei Stufen Information und Warnung (siehe Abbildung 3.1). Die vorgelagerte Informationsstufe weist den Fahrer bereits vor einer kritischen Situation visuell und mit einem dezenten Hinweiston auf das Vorhandensein des bevorrechtigten Querverkehrs hin. Erfolgt keine ausreichende, konfliktvermeidende Reaktion, wird die Akutwarnung samt eindringlichem Warnton ausgelöst. Der vorfahrtsberechtigte Fahrer erhält in diesem Versuch keine Anzeige.

Bei der Serieneinführung von C2X-Systemen stellt die KQA sehr wahrscheinlich nur einen von mehreren Anwendungsfällen dar. Betrachtet man weitere kommunikationsbasierte Funktionen, wie z.B. die im Rahmen von  $\text{sim}^{\text{TD}}$  untersuchten Funktionen Ampelphasenassistenz, Schlechtwetterwarnung oder Verkehrszeichenassistenz, wird deutlich, dass es zu mehreren gleichzeitigen Anzeige-Ereignissen verschiedener Funktionen kommen kann. Die Anzeige-Ressourcen, ebenso wie die Aufmerksamkeit des Fahrers, sind jedoch begrenzt, weshalb eine Priorisierung notwendig ist. Da der unmittelbare Handlungsbedarf und die potentielle Gefahr bei dem Ausbleiben einer Reaktion bei einem Konflikt mit Querverkehr





**Abbildung 3.1:** Information (a) und Warnung (b) vor bevorrechtigtem Querverkehr.

am größten ist, erhält der KQA innerhalb der  $\text{sim}^{\text{TD}}$  Anwendungsfälle die höchste Priorität. Einen Sonderfall stellen Kreuzungen mit aktiver Lichtsignalanlage dar: Hier wird die KQA deaktiviert. Die Warnfunktion wird in diesem Fall von der Funktion Ampelphasenassistentz übernommen, damit der Fahrer in einer kritischen Situation nicht zwei separate Warnungen vor Querverkehr und einem Rotlichtverstoß erhält.

### 3.2.2 Struktur

Abbildung 3.2 zeigt die Struktur des in  $\text{sim}^{\text{TD}}$  entwickelten KQA. Die Entscheidung, ob eine Situation kritisch ist und eine Warnung an den Fahrer erforderlich macht, wird anhand der folgenden Eingangsdaten getroffen:

- Ego** Bewegungszustand des Egofahrzeugs, bestehend aus der gefilterten GPS-Position mit Ausrichtung und Genauigkeitsabschätzung, Geschwindigkeit und Beschleunigung in Längsrichtung, Blinker sowie den Fahrzeugdimensionen.
- Fremd** Bewegungszustand der Fremdfahrzeuge. Diese Daten werden von kommunizierenden Fahrzeugen zyklisch (2-10 Hz) in der CAM-Nachricht ausgesendet. Mit Hilfe des Zeitstempels der CAM und der aktuellen Systemzeit wird das Alter der Positionsmessung bestimmt und durch Prädiktion mit einem Modell konstanter Beschleunigung kompensiert.
- Topologie** Informationen über die Kreuzungstopologie, bestehend aus Fahrspurverläufen und Kollisionsbereichen (siehe Abbildung 3.3). Die sogenannte MAP-Nachricht kann sowohl über Funk kommuniziert werden als auch lokal in einer Datenbank abgelegt werden.
- LSA** Informationen über die derzeit angezeigte Ampelphase, sowie geschätzte Umschaltzeitpunkte. Die sogenannte SPAT-Nachricht wird von der LSA über Funk ausgesendet.
- VZ** Informationen über die geltenden Verkehrszeichen, somit auch Vorfahrt-Achten und Stopp-Schilder. Diese Daten sind lokal im Fahrzeug in einer Datenbank abgelegt.

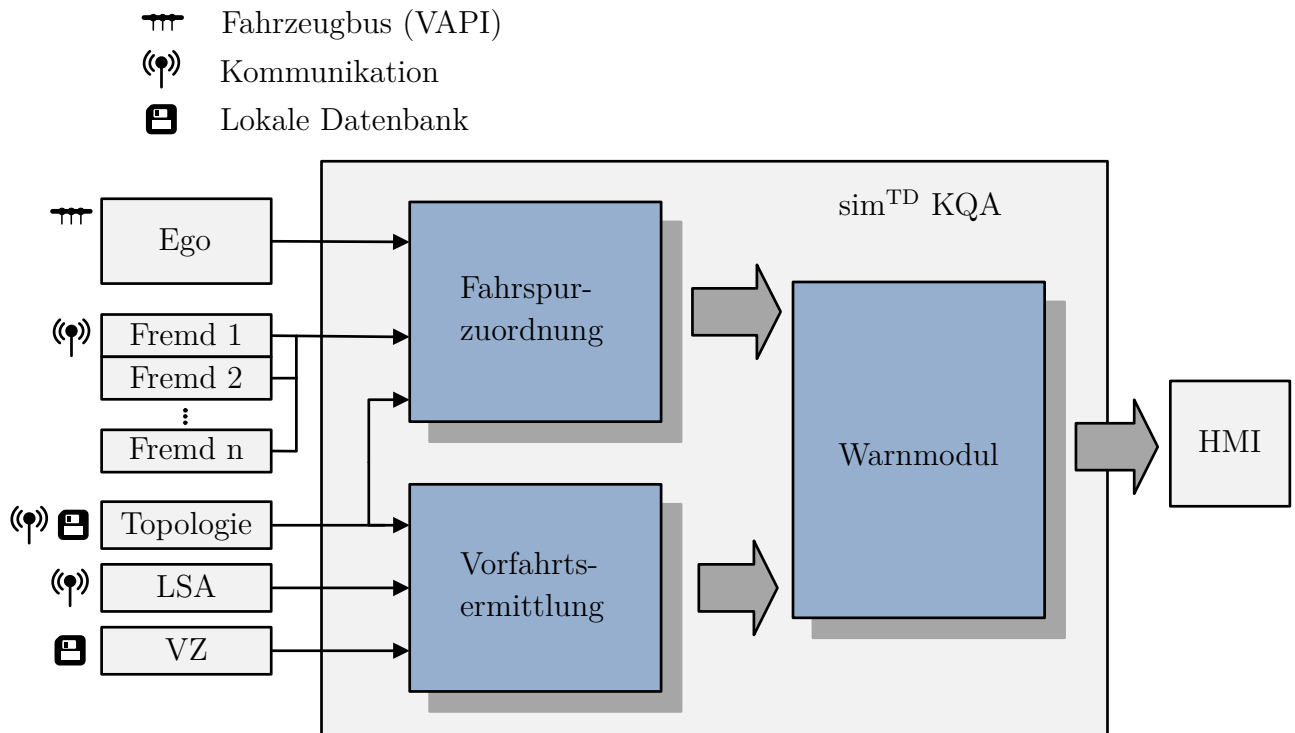


Abbildung 3.2: Struktur des in  $\text{sim}^{\text{TD}}$  entwickelten KQA.

Die Eingangsdaten werden in den folgenden Modulen weiterverarbeitet:

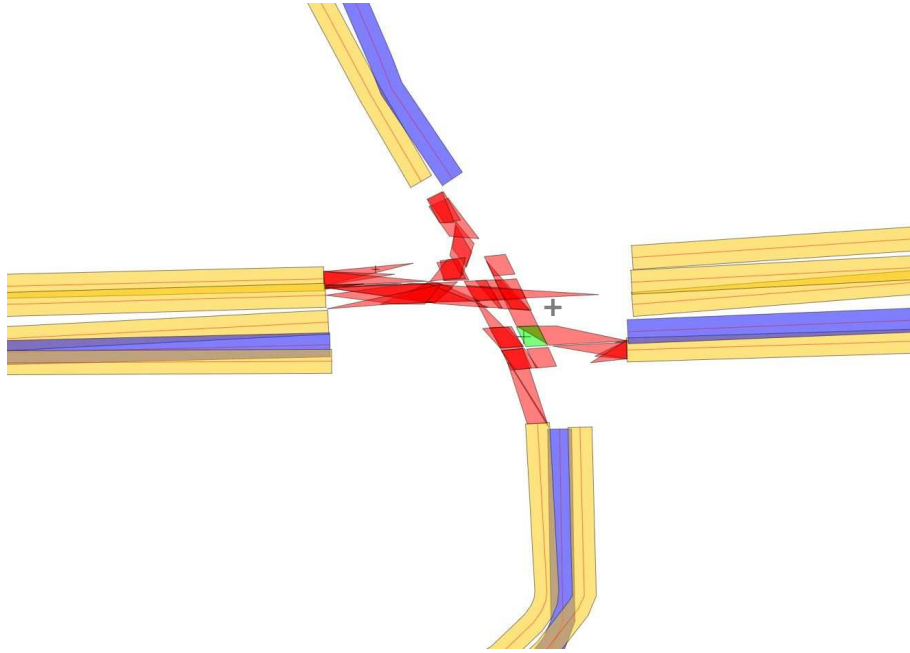
**Fahrspurzuordnung** Zuordnung der Positionen von Eigen- und Fremdfahrzeugen auf die Fahrspuren der Kreuzungstopologie.

**Vorfahrtsermittlung** Anhand der geltenden Verkehrszeichen und Ampeln wird für jede mögliche Kombination zweier Fahrspuren der Kreuzungstopologie ermittelt, welche davon vorfahrtsberechtigt ist. Ist eine aktive LSA vorhanden, wird die KQA deaktiviert. An einer Kreuzung ohne regelndes Vorfahrtsschild wird eine Rechts-vor-links Regelung angenommen.

**Warnmodul** Für jedes relevante Fremdfahrzeug wird bestimmt, in welchen Konfliktbereichen eine Kollision mit dem Egofahrzeug möglich ist. Anhand der zeitlichen Überlappung im Konfliktbereich und der verbleibenden Bremszeitreserve wird bestimmt, ob eine Information bzw. eine Warnung auf dem HMI ausgegeben wird.

### 3.2.3 Warnmodul

Basierend auf den Ergebnissen der vorausgegangenen Module *Fahrspurzuordnung* und *Vorfahrtsermittlung* wird im Warnmodul bestimmt, welche Konfliktbereiche relevant sind. Mit Hilfe der Information aus der Kreuzungstopologie über die zulässigen Abbiegemanöver einer Fahrspur wird für jedes Abbiegemanöver und jedes Fremdfahrzeug bestimmt, welchen Konfliktbereich das jeweilige Fahrspurpaar gemeinsam hat (siehe Abbildung 3.3). Es



**Abbildung 3.3:** Kreuzungstopologie, bestehend aus Fahrspurverläufen (gelb) und Konfliktbereichen (rot). Der grün markierte Konfliktbereich ist in der Topologie mit dem blau markierten Fahrspurpaar verknüpft.

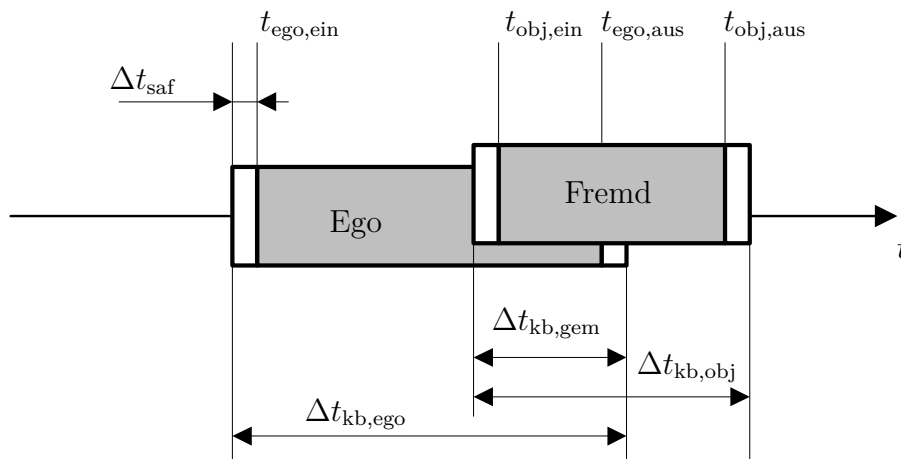
werden nur Fremdfahrzeuge betrachtet, die sich auf einer Vorfahrtsspur befinden. Ist der Blinker gesetzt, werden nur die zu dem angezeigten Abbiegemanöver gehörigen Konfliktbereiche betrachtet.

### Kollisionsindikator

Für jeden relevanten Konfliktbereich wird überprüft, ob beim Durchqueren des Bereichs ein zeitlicher Konflikt besteht. Dazu werden für Ego- und Fremdfahrzeug die Eintritts- und Austrittszeiten des Konfliktbereichs bestimmt ( $t_{(\cdot),\text{ein}}$  bzw.  $t_{(\cdot),\text{aus}}$ , siehe Abbildung 3.4). Diese Aufenthaltsintervalle werden um einen parametrierbaren Sicherheitsbereich in beide zeitlichen Richtungen verlängert ( $\Delta t_{\text{saf}}$ , weiße Balken in Abbildung 3.4). Damit können auch knappe Vorbeifahrten erkannt werden, die beinahe zu einer Kollision führen. Aus den erweiterten Aufenthaltsintervallen der beiden Fahrzeuge ( $\Delta t_{\text{kb,ego}}$  bzw.  $\Delta t_{\text{kb,obj}}$ ) und dem Zeitintervall, in dem sich beide Fahrzeuge gemeinsam im Kollisionsbereich befinden ( $\Delta t_{\text{kb,gem}}$ ), wird der Kollisionsindikator  $p_{\text{col}}$  bestimmt

$$p_{\text{col}} = \frac{\Delta t_{\text{kb,gem}}}{\Delta t_{\text{kb,ego}}} \cdot \frac{\Delta t_{\text{kb,gem}}}{\Delta t_{\text{kb,obj}}}. \quad (3.1)$$

Der Kollisionsindikator  $p_{\text{col}}$  wird zu null, wenn zwischen dem Verlassen des Kollisionsbereichs des ersten und dem Erreichen des Kollisionsbereichs des zweiten Fahrzeugs ein Zeitbereich von mindestens  $2 \cdot \Delta t_{\text{saf}}$  liegt. Er wird zu eins, wenn beide Fahrzeuge den Konfliktbereich gleichzeitig erreichen und wieder verlassen. Eine notwendige Voraussetzung für eine Warnung ist, dass  $p_{\text{col}}$  einen vorgegebenen Schwellwert  $p_{\text{col,thr}}$  überschreitet.



**Abbildung 3.4:** Ermittlung des Kollisionsindikators aus den Aufenthaltsintervallen von Ego- und Fremdfahrzeug im Konfliktbereich.

### Warnzeitpunkt

Unter der Voraussetzung, dass ein zeitlicher Konflikt beim Durchqueren eines Konfliktbereichs besteht, wird der Warnzeitpunkt anhand der Bremszeitreserve bestimmt. Die Bremszeitreserve ist die Zeit, die verbleibt, bis lediglich ein Manöver mit maximaler Verzögerung (und somit minimaler Beschleunigung  $a_{min}$ ) das Fahrzeug noch rechtzeitig vor dem Konfliktbereich zum Stehen bringt. Für eine detaillierte Beschreibung sei an dieser Stelle auf Kapitel 5 verwiesen. Dort werden zeitbasierte Kriterien zur Bewertung der Kritikalität ausführlich behandelt. Die im Feldversuch implementierte Berechnung der Bremszeitreserve entspricht größtenteils der in Algorithmus 2 beschriebenen Variante.<sup>15</sup>

Es wird eine Warnung ausgegeben, wenn der Kollisionsindikator  $p_{col}$  über dem dazugehörigen Schwellwert  $p_{col,thr}$  liegt und gleichzeitig die Bremszeitreserve TTB einen Schwellwert  $t_w$  unterschreitet.

### 3.2.4 Umsetzung im Fahrzeug

Im Rahmen dieser Arbeit wurde das System zunächst auf einer Flotte von fünf Fahrzeugen installiert, siehe Abbildung 3.5(a). Diese Fahrzeuge dienen zu Entwicklungs- und Testzwecken der Implementierung, ebenso wie zur Ermittlung einer geeigneten Parametrierung. Für einen gefahrlosen Test des Warnsystems ist die Möglichkeit vorgesehen, zusätzlich zu kommunizierten Objekten virtuellen Querverkehr anzunehmen. Dadurch kann bei der Applikation der Einfluss unterschiedlicher Warnzeitpunkte im Fahrzeug nachvollzogen werden.

Für den eigentlichen Versuchsbetrieb wurden insgesamt 120 Fahrzeuge unterschiedlicher Hersteller und 5 Motorräder mit der erforderlichen Kommunikations- und Messtechnik sowie dem Warnsystem ausgestattet. Die benötigte Hardware ist in allen Fahrzeugen iden-

<sup>15</sup> Der Unterschied besteht darin, dass das Fremdfahrzeug im Feldversuch nur über die Berechnung des Kollisionsindikators eingeht und nicht bei der Berechnung der TTB.



(a) Fahrzeugflotte der BMW Group.



(b) Anzeige von Warnungen und Informationen auf dem HMI im Fahrzeug.

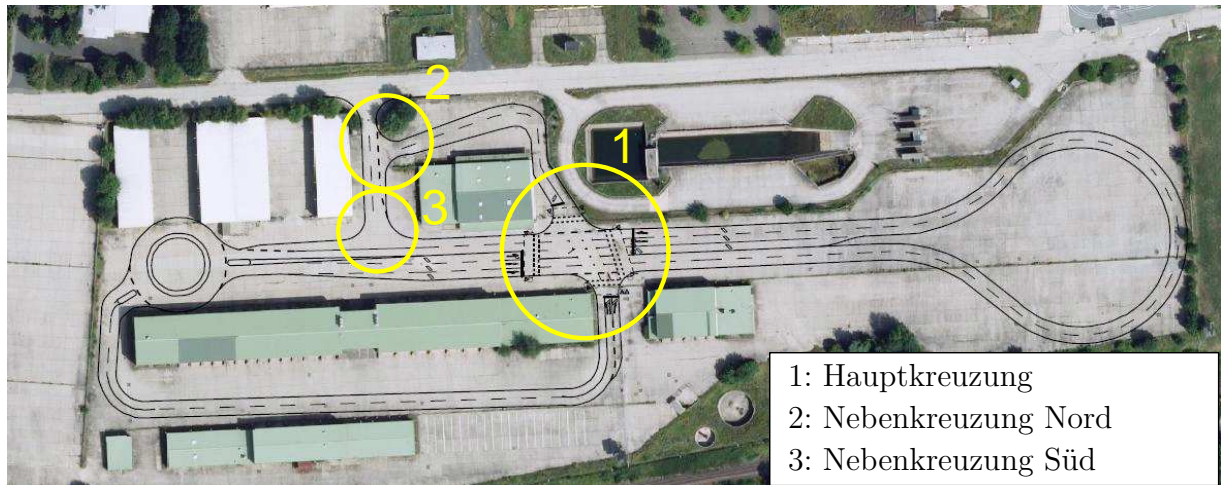
**Abbildung 3.5:** Fahrzeugaufbauten im Projekt  $\text{sim}^{\text{TD}}$ .

tisch und umfasst ein Antennenmodul für 802.11p basierte Kommunikation, GPS-Empfang und zelluläre Kommunikation über UMTS. Die Daten der fahrzeuglokalen Sensorik wie Geschwindigkeit, Beschleunigung, Lenkradwinkel, Fahrtrichtungsanzeiger, Radarsensorik etc. werden vom CAN-Bus abgegriffen. Da sich die Codierung dieser Information auf dem CAN-Bus bei jedem Fahrzeughersteller unterscheidet, werden diese Signale von einer eigenen Softwareschicht abstrahiert. Die sogenannte Vehicle-API (VAPI) stellt die genannten Daten herstellerübergreifend in einem einheitlichen Format zur Verfügung.

Die Datenverarbeitung erfolgt verteilt auf einem Rechner zur Kommunikation und Lokalisierung sowie einem weiteren Rechner für die eigentlichen Assistenzfunktionen. Es wird ein berührungsempfindlicher TFT-Monitor im Sichtbereich des Fahrers an der Windschutzscheibe angebracht (siehe Abbildung 3.5(b)). Der Monitor dient während der Versuchsdurchführung neben den eigentlichen Funktionsanzeigen auch zur Steuerung der Versuchsdurchführung (z.B. Information über Versuchsbeginn, Navigation zum Versuchsgebiet) und zur Interaktion mit den Fahrern (Fahrerbefragung nach Funktionsanzeigen). Abstand und Relativgeschwindigkeit zu vorausfahrenden Objekten werden zusätzlich zur Kommunikation über einen Radar-Sensor erfasst. Diese Messung findet in der Funktion jedoch keine Berücksichtigung und dient lediglich zur Plausibilisierung der Ergebnisse bei der Auswertung.

### 3.3 Versuchsdurchführung

Die Durchführung der Versuche erfolgt in  $\text{sim}^{\text{TD}}$  in sogenannten Drehbuchttests. Das Drehbuch enthält eine Beschreibung des Versuchsablaufs, der beteiligten Fahrzeuge und der erforderlichen Konfiguration des Systems. Dies ermöglicht es die Versuche unter möglichst reproduzierbaren Bedingungen mehrfach zu wiederholen. Vor der Durchführung des Versuchs werden die Fahrer in einem *Briefing* von einem Instruktor über die Regeln der Versuchsdurchführung informiert. In Abbildung A.1 des Anhangs sind die Anweisungen abgebildet, die für den Versuch zur KQA verwendet wurden. Es erfolgt kein Hinweis auf den Untersuchungsgegenstand des Versuchs.



**Abbildung 3.6:** Übersicht über die untersuchten Kreuzungen auf dem Testgelände.

Die Gestaltung des Drehbuchttests war Bestandteil dieser Arbeit und verfolgt das Ziel, ein möglichst natürliches, von der Untersuchung unbeeinflusstes Fahrerverhalten zu begünstigen. Aus diesem Grund wird darauf verzichtet, eine Route festzulegen oder das Aufeinandertreffen zweier Fahrzeuge an einer Kreuzung gezielt vorzugeben. Stattdessen werden die Fahrer angewiesen, sich innerhalb eines bestimmten Bereichs auf dem Testgelände frei zu bewegen (siehe Abbildung 3.6). Dieser Bereich ist abgesperrt und wird für die Dauer des Versuchs nur von den Versuchsfahrzeugen befahren. Die Fahrzeuge passieren wiederholt die drei in Abbildung 3.6 markierten Kreuzungen. Anwendungsrelevante Situationen ergeben sich dadurch von alleine.

Besonders aufschlussreich für die Auswertung sind Situationen, in welchen ein wartepflichtiges Fahrzeug die Kreuzung ohne ein vorausfahrendes Fahrzeug anfährt. Das Fahrerverhalten wird dann maßgeblich von der vorausliegenden Kreuzung bzw. dem Querverkehr beeinflusst. Im Rahmen der mehrfach durchgeführten Vorversuche hat sich eine Anzahl von etwa 15-20 Fahrzeugen für die Untersuchungen auf dem Testgelände als besonders geeignet erwiesen. Bei dieser Fahrzeugdichte treffen regelmäßig Fahrzeuge zur selben Zeit an einer Kreuzung ein. Gleichzeitig kommt es auf den wartepflichtigen Kreuzungsarmen nicht zu Stauungen. Um Kolonnenbildung weiter zu unterbinden, enthalten die Fahrerinstruktionen zusätzlich die Anweisung, bei der Überquerung der Kreuzung vorzugsweise ein Fahrmanöver durchzuführen, das sich von dem des vorausfahrenden Fahrzeugs unterscheidet.

An dem Versuch nahmen ausschließlich Fahrzeuge teil, die mit C2X-Technologie ausgestattet sind. Die Fahrer selbst sind keine Testingenieure, sondern eigens für die Versuchsdurchführung im Rahmen des Projekts  $\text{sim}^{\text{TD}}$  angestellte Probanden. Unmittelbar nach jeder Anzeige werden die Fahrer mit der Frage „War diese Meldung für Sie hilfreich?“ konfrontiert. Die Antwortmöglichkeiten sind *Ja* oder *Nein* und können auf dem berührungsempfindlichen Monitor ausgewählt werden.

Für die Durchführung des Versuchs werden die Fahrzeuge in drei Gruppen eingeteilt: Die erste Gruppe nimmt regulär an dem Versuch teil, erhält jedoch keine Anzeigen (Kontrollgruppe). Auch wenn keine Anzeige auf dem HMI erfolgt, wird der Zeitpunkt geloggt, wann

Parameter	Wert
$t_w$ (spät/früh/Kontrolle)	1,2/1,8/1,2s
$p_{\text{col,thr}}$	15 %
$\Delta t_{\text{saf}}$	0,6 s
$t_a$	1 s
$a_{\text{min}}$	$-7 \text{ m/s}^2$

**Tabelle 3.1:** Parametrierung der Warnfunktion.

diese erschienen wäre. Die beiden weiteren Gruppen erhalten sowohl die Informations- wie auch die Warnanzeigen, jedoch mit einer unterschiedlichen Parametrierung des Warnzeitpunkts (siehe Tabelle 3.1).

## 3.4 Versuchsauswertung

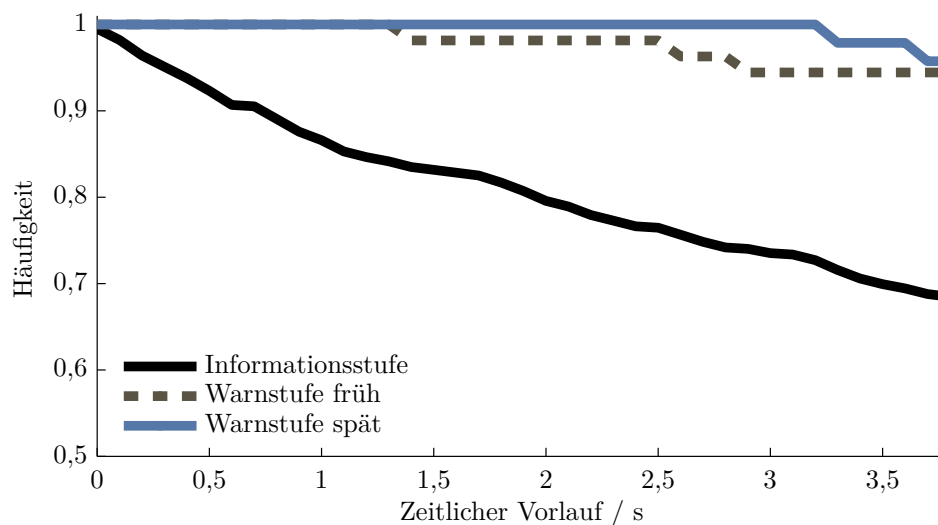
Vor der weiteren Auswertung werden die Daten der Versuche zunächst auf die Eignung zur Auswertung überprüft.<sup>16</sup> Es werden drei gültige Versuchsdurchläufe zu je 45 Minuten mit insgesamt 55 unterschiedlichen Fahrern identifiziert, welche im Weiteren detailliert ausgewertet werden. Die Rohdaten werden dazu in Zeitausschnitte unterteilt, die jeweils eine Kreuzungsüberfahrt umfassen. Daraus resultieren 3971 Anfahrten auf einem wartepflichtigen Kreuzungsarm einer der drei Kreuzungen. In 612 Anfahrten wurde mindestens einmal die Informationsstufe angezeigt, in 69 Situationen wurde eine Akutwarnung ausgegeben. Es hat sich keine Kollision ereignet.

Die Daten werden hinsichtlich zweier Aspekte untersucht: Zum einen, wie gut sich die Ad-Hoc Kommunikation im Feldversuch zur frühzeitigen Warnung des Fahrers eignet. Zum anderen, welche Warnungen berechtigt sind.

### 3.4.1 Kommunikationsbedingungen

Abschnitt 2.2.2 hat gezeigt, dass die Empfangsbedingungen von 802.11p an Kreuzungen durch die Bebauung eingeschränkt werden können. Auch auf dem Testgelände behindern Gebäude das Zustandekommen einer direkten Sichtverbindung zum Querverkehr, wie auf dem Luftbild der Testgeländekreuzung in Abbildung 3.6 an den grünen und weißen Dächern zu erkennen ist. Insbesondere bei der Anfahrt auf dem südlichen Arm der Hauptkreuzung ist eine direkte Sichtverbindung zu querenden Objekten erst relativ nahe an der Kreuzung möglich. Es befinden sich Gebäude relativ nahe am Eck der Kreuzung und es existiert kein gegebenüberliegendes Gebäude zur Reflektion. Es stellt sich die Frage, ob die Information über querende Fahrzeuge rechtzeitig empfangen werden kann.

<sup>16</sup> Kriterien dafür sind, dass die CPU-Rechenlast auf den beiden Fahrzeugrechnern, die Latenz der empfangenen CAM-Nachrichten sowie die Fehlerellipse der Lokalisierung keine ungewöhnlichen Werte aufweisen.



**Abbildung 3.7:** Häufigkeit von Ereignissen mit einem zeitlichen Mindestvorlauf zum erstmaligen Empfang einer CAM des ereignisauslösenden Fahrzeugs.

Die Versuchsdaten ermöglichen es, die Empfangseigenschaften bei typischem Fahrerverhalten unter realen Messbedingungen zu evaluieren. Von Interesse ist dabei das zeitliche Verhalten, genauer gesagt, wieviel Sekunden vor einer Systemauslösung die Information über das querende Fremdfahrzeug vorliegt. Im Gegensatz zu den statischen bzw. simulativen Messungen beruht diese Untersuchung auf realen Bewegungsprofilen menschlicher Fahrer an Kreuzungen und kann den zeitlichen Aspekt stärker berücksichtigen. Für jede Warn- und Informationsausgabe wird ermittelt, welches Fremdfahrzeug das Ereignis verursacht hat. Der zeitliche Vorlauf bestimmt sich aus der Differenz des Zeitpunkts des Ereignisses und des Zeitpunkts des erstmaligen Empfangs einer CAM-Nachricht dieses Fahrzeugs. Die Ordinate von Abbildung 3.7 zeigt den Anteil der Warnausgaben, der mindestens den auf der Abszisse aufgetragenen zeitlichen Vorlauf besitzt.

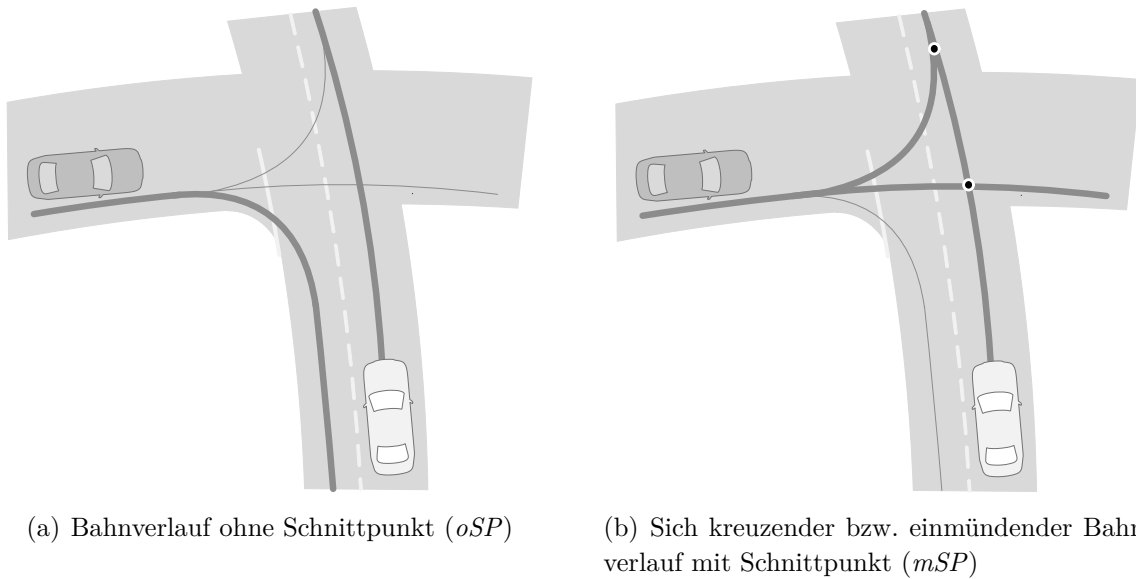
Bei allen Warnungen ist ein Vorlauf von mindestens 1 s gegeben, in mehr als 98 % der Warnung mindestens 2,5 s. Auch bei der schon relativ früh ausgelösten Warnstufe wird in 96,4 % der Fälle bereits mindestens 200 ms vor dem Auslösen eine Nachricht des relevanten Fahrzeugs empfangen, in 80 % der Fälle ist der Vorlauf größer als 1,9 s.

Die Auswertung zeigt, dass an den untersuchten Kreuzungen erfolgreich eine Warnstrategie umgesetzt werden kann, die neben dem warnenden auch einen informierenden Charakter besitzt, also den Fahrer frühzeitig auf vorfahrtsberechtigten Querverkehr hinweist. Dies ist trotz Sichtverdeckungen möglich und gelingt somit oftmals schon bevor der Fahrer den Querverkehr sehen kann.

### 3.4.2 Bewertung der Warnauslösungen

Die Betrachtung des Verhältnisses von Warnungen zu Informationsanzeigen zeigt, dass in ca. 11 % aller Situationen (69 von 612 Anfahrten), in denen relevanter Querverkehr die Informationsstufe ausgelöst hat, auch eine Warnung ausgegeben wurde. Eine derartige





**Abbildung 3.8:** Einteilung der Warnungen in Situationskategorien.

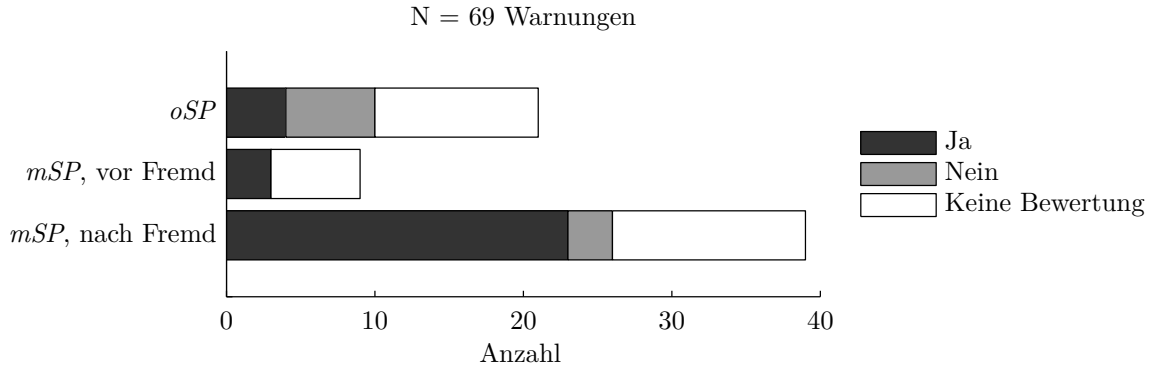
Häufung kritischer Situationen erscheint unwahrscheinlich. Eine Falschwarnrate in dieser Höhe hingegen würde von vielen Fahrern bei einem eindringlichen HMI mit akustischem Warnton vermutlich als störend empfunden. Um die Berechtigung der Warnungen zu bewerten, wird die weitere Entwicklung der Situation nach einer Warnung untersucht, ebenso wie die Bewertung der Warnungen durch die Fahrer aus der Fahrerbefragung.

Um zu verstehen, was sich in den Warnsituationen ereignet hat, werden zunächst Situationskategorien eingeführt. Maßgeblich für die Einteilung in eine bestimmte Kategorie ist der weitere Verlauf der Bahnkurven von bewarntem Fahrzeug und potentiellm Kollisionsgegner nach der Warnung. Je nachdem ob diese einen Schnittpunkt aufweisen, werden sie in die Kategorie *ohne* oder *mit Schnittpunkt* zugeordnet (*oSP* bzw. *mSP*, siehe Prinzipskizze in Abbildung 3.8(a) bzw. 3.8(b)). Für die Kategorie *mSP* wird zusätzlich die Unterscheidung getroffen, ob das gewarnte Fahrzeug im weiteren Verlauf die Kreuzung vor oder nach dem Querverkehr passiert hat. Somit ergeben sich insgesamt drei Situationskategorien. Abbildung 3.9 gibt Aufschluss darüber, wie häufig eine Warnung der jeweiligen Situationskategorie zugeordnet werden kann.

In ca. 70% aller Warnsituationen schneiden sich die Bahnkurven im weiteren Verlauf. Innerhalb dieser Gruppe entscheiden sich knapp 80% aller Fahrer dazu, das querende Fahrzeug passieren zu lassen und nach diesem in die Kreuzung einzufahren. Betrachtet man den weiteren Verlauf der Längsbeschleunigungen in dieser Situationskategorie, so zeigt sich, dass die Fahrer mit einer vergleichsweise komfortablen Verzögerung reagieren. Lediglich in einer der 39 Situationen verzögert der Fahrer innerhalb der ersten drei Sekunden nach der Warnung mit weniger als  $-3,1 \text{ m/s}^2$ .<sup>17</sup>

In ca. 30% der Warnsituationen existiert im weiteren Verlauf nach der Warnung kein Schnittpunkt der Bahnkurven. Diese Situation tritt in der Regel dann auf, wenn Fahr-

<sup>17</sup> Der Literatur ist zu entnehmen, dass 95% der Fahrer bei der Anfahrt an eine Kreuzung eine Verzögerung von  $-3,1 \text{ m/s}^2$  nicht unterschreiten, welche somit als komfortabel betrachtet wird (Mages, 2008).



**Abbildung 3.9:** Anzahl der Warnungen in den drei unterschiedlichen Situationskategorien, mit den Antworten der Fahrer auf die Frage „War diese Meldung für Sie hilfreich?“.

zeuge abbiegen ohne zu blinken. Dies kann sowohl, wie in Abbildung 3.8(a) dargestellt, das Egofahrzeug, aber auch das Fremdfahrzeug oder beide Fahrzeuge sein. Das gehäufte Auftreten dieser Situationen gilt als Beleg dafür, dass die verwendete Detektion des Abbiegemanövers allein über die Fahrspurzuordnung und den Blinker nicht ausreichend für eine falschwarnungsarme Funktion ist.

Unmittelbar nach jeder Anzeige werden die Fahrer befragt, ob sie die Meldung als hilfreich empfunden haben. In 56 % aller Warnsituationen wurde eine Bewertung vorgenommen.<sup>18</sup> Davon wurden, über alle Situationskategorien hinweg, 77 Prozent der Warnungen als hilfreich bewertet. Abbildung 3.9 zeigt, wie die Antworten der Fahrer auf die Befragung in jeder der drei Warnsituationen ausfallen. Während in der Kategorie *mSP* in zusammengekommen nur 3 von 29 Bewertungen, also etwa 10 %, die Anzeige nicht als hilfreich empfunden wurde, ist dieser Anteil in der Situationskategorie *oSP* mit 60% um ein Vielfaches größer.

### 3.5 Diskussion

Bei der Betrachtung der vorausgegangenen Auswertung getrennt nach den eingeführten Situationskategorien, lassen sich neue Erkenntnisse zur Optimierung der Warnfunktion ableiten. In der Kategorie *oSP* wird der Fahrer vor einem räumlichen Konflikt gewarnt, der nach der Warnung durch ein Abbiegemanöver eines der beiden Fahrzeuge vermieden wird. Warnungen in dieser Situation werden von den meisten Fahrern als nicht hilfreich bewertet. Abhilfe schafft eine frühzeitige Erkennung des beabsichtigten Abbiegemanövers, insbesondere auch dann, wenn der Fahrtrichtungsanzeiger nicht gesetzt ist. Kapitel 4 stellt ein geeignetes Verfahren vor.

Die Warnungen der Kategorie *mSP, vor Fremd* sind eine Konsequenz aus der Tatsache, dass der beschriebene Algorithmus lediglich die Bremszeitreserve berücksichtigt, nicht

<sup>18</sup> Der verbleibende, nicht bewertete Anteil erklärt sich größtenteils aus den Fahrern der Kontrollgruppe, die keine Funktionsausgaben erhielten und somit auch nicht befragt wurden.

jedoch eine Beschleunigungszeitreserve. Diese wird in Abschnitt 5.2.4 eingeführt.

Die Warnungen der Kategorie *mSP, nach Fremd* sind durch die Fahrer größtenteils als hilfreich bewertet worden. Die Interpretation, dass sie vor einem für sie tatsächlich relevanten Fahrzeug gewarnt wurden, liegt nahe. Dennoch offenbart die nachfolgende Fahrerreaktion, dass die Kritikalität der Situation von dem Warnsystem überschätzt wurde. Zur Vermeidung der Kollision war nur ein Bruchteil der in Tabelle 3.1 angenommenen Bremsverzögerung von  $a_{\min}$  notwendig. Bei genauer Betrachtung der Einzelsituationen lassen sich mehrere Ursachen ausmachen, die auch kombiniert auftreten können:

- Mit sinkender Geschwindigkeit führen Fehler in der Lokalisierung zu einem zunehmenden Fehler bei der Berechnung der TTB. Eine genauere Betrachtung, wie dieser Aspekt in der Warnfunktion berücksichtigt werden kann, erfolgt in Abschnitt 5.4.
- Die Modellierung der Kreuzung mit räumlich ausgedehnten Konfliktbereichen führt häufig zu einer überkritischen Situationsbewertung. Es empfiehlt sich stattdessen eine Kreuzungsrepräsentation, die die Fahrspurverläufe beschreibt, wie in Abschnitt 2.3 beschrieben.
- In der im Versuch verwendeten Implementierung des Warnzeitpunkts gehen nur Zustände des Egofahrzeugs ein:  $TTB = f(x_0, v_0, a_0)$ . In bestimmten Situationen kann eine Kollision nicht nur durch den vollständigen Stillstand vor dem Konfliktbereich vermieden werden. Es reicht stattdessen aus, dass der Konfliktbereich erreicht wird, nachdem das Fremdfahrzeug diesen verlassen hat. Eine Situation, in der dieser Aspekt relevant wird, ist z.B. das (knappe) Einbiegen hinter einem querenden Fahrzeug. Die Berücksichtigung der Austrittszeit des Fremdfahrzeugs aus dem Konfliktbereich bei der Berechnung der Bremszeitreserve kann in dieser Situation die verfügbare Zeit bis zu einem konfliktvermeidenden Manöver vergrößern und macht  $TTB = f(x_0, v_0, a_0, t_{\text{obj,aus}})$  erforderlich (siehe Abschnitt 5.2.3).

Bei der Verallgemeinerung der Ergebnisse dieser Untersuchung dürfen natürlich nicht die Randbedingungen der Versuchsdurchführung vernachlässigt werden. Die Fahrer wissen um die künstlich geschaffene Versuchsumgebung. Sie unterliegen keinem Einfluss von Zeitdruck oder störenden Faktoren, die von der eigentlichen Fahraufgabe ablenken und im realen Straßenverkehr mutmaßlich für eine Reihe von Unfällen im Kreuzungsbereich verantwortlich sind. Auch ist die Untersuchung auf lediglich drei Kreuzungen beschränkt und kann somit nicht die Vielfalt real existierender Kreuzungen wiedergeben. Dennoch basiert die Analyse auf einer großen Anzahl von Kreuzungssituationen vieler unterschiedlicher Fahrer. Dadurch wird es möglich, potentielle Quellen für Falschwarnungen zu erkennen und zu bewerten, wie diese von den Fahrern wahrgenommen werden. Dies erfolgt mit seriennaher GNSS-Sensorik in einer sehr realitätsnahen Verkehrsumgebung.

## 3.6 Zusammenfassung

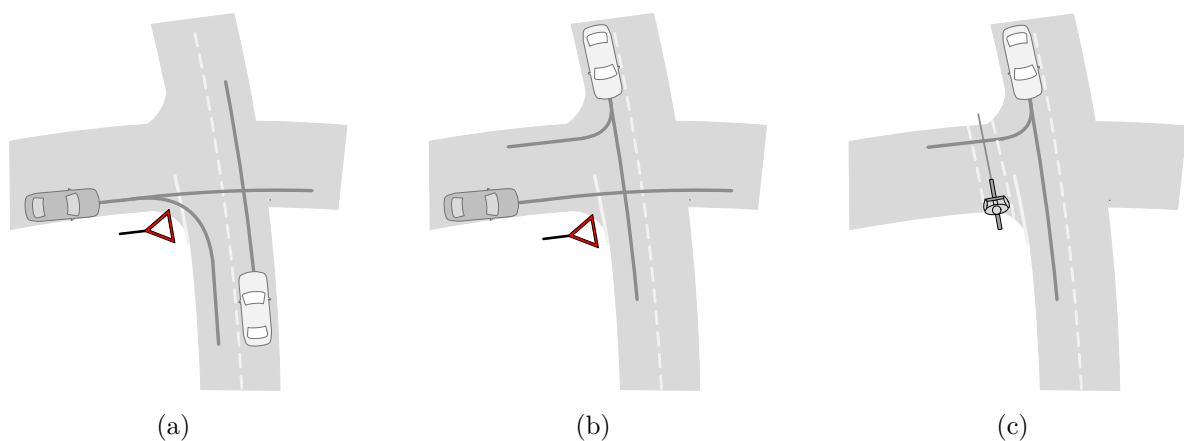
In dem vorausgegangenen Abschnitt wird im Rahmen eines Feldversuchs das Falschwarnverhalten einer prototypische Umsetzung eines warnenden KQA untersucht. Die Gestaltung

des Versuchs verfolgt den Ansatz, eine möglichst natürliche Fahrumgebung zu schaffen, indem sich Fahrer frei auf dem Testgelände bewegen können. Die im Feldtest aufgetretenen Warnungen werden auf ihre Berechtigung untersucht. Dazu wird eine subjektive Situationsbewertung durch die Fahrer herangezogen, ebenso wie die weitere Entwicklung fahrdynamischer Zustände nach der Warnung.

Es zeigt sich eine geringe Akzeptanz von Warnungen, wenn sich die Bahnkurven der beteiligten Fahrzeuge nicht schneiden. Dieses Ergebnis lässt die Interpretation zu, dass für eine falschwarnfreie Funktion nicht nur die Messgenauigkeit der erfassten Zustände, sondern auch eine Detektion der Abbiegeabsicht von Bedeutung ist. Desweiteren führt der Verzicht einer Berücksichtigung des Manövers „Beschleunigen“ im Warnalgorithmus zu einer erhöhten Warnrate. Als weitere Optimierungsfelder des Warnalgorithmus werden die Modellierung der Kreuzung sowie eine explizite Berücksichtigung der Positionierungsgenauigkeit identifiziert.

### 4.1 Problembeschreibung

Die Bewertung der Kritikalität an Kreuzungen profitiert von einer frühzeitigen Erkennung des beabsichtigten Manövers des Fahrers. In Abbildung 4.1(a) ist beispielhaft eine Situation dargestellt, die diese Problematik veranschaulicht. Das Egofahrzeug, in der Abbildung in dunkelgrau dargestellt, nähert sich einer Kreuzung auf dem wartepflichtigen Kreuzungsarm und kann u.a. rechts abbiegen oder geradeaus fahren. Nähert sich gleichzeitig ein vorfahrtsberechtigtes Fahrzeug von der rechten Seite, kann nur dann eine Kollision auftreten, wenn das Egofahrzeug die Kreuzung gerade überquert. Um die Falschwarnrate zu reduzieren, sollte in der dargestellten Situation erst dann eine Warnung vor dem Fremdfahrzeug ausgelöst werden, wenn das Rechtsabbiegen des Egofahrzeugs unwahrscheinlich ist oder gänzlich ausgeschlossen werden kann. Andernfalls besteht die Gefahr, dass das Egofahrzeug in dieser Konstellation jedes Mal eine Falschwarnung erhält, wenn es rechts



**Abbildung 4.1:** Kreuzungssituationen mit möglichen Konflikten, je nach Abbiegeabsicht.

abbiegt.

Die frühzeitige Erkennung der Abbiegeabsicht ist in weiteren Situationen wichtig. Abbildung 4.1(b) zeigt eine Konstellation, in welcher die Abbiegeabsicht des vorfahrtsberechtigten Fremdfahrzeugs über einen zukünftigen Konflikt entscheidet. Bei der Überquerung einer Kreuzung können kritische Situationen nicht nur mit Fahrzeugen sondern auch mit Fußgängern und Radfahrern entstehen, z.B. wenn beim Abbiegen ein Fahrradweg überquert wird, siehe Abbildung 4.1(c): Hier ist eine Warnung vor einem Konflikt mit dem Fahrradfahrer erst dann sinnvoll, wenn ausgeschlossen werden kann, dass das Fahrzeug geradeaus fährt.

Für die Vorhersage des beabsichtigten Abbiegemanövers können unterschiedliche Merkmale herangezogen werden. Eine naheliegende Möglichkeit ist die Auswertung des Blinkers. Dieses Merkmal alleine ist nicht zuverlässig, da viele Fahrer oftmals gar nicht oder erst zu spät blinken. Wie in Abschnitt 3.4.2 gezeigt wird, war dies in dem Feldversuch eine Ursache von besonders unverzeihlichen Falschwarnungen. Nicht nur das Ausbleiben des Blinkens kann problematisch sein. Falls der Blinker gesetzt ist, muss dies nicht zwangsläufig durch eine Abbiegeabsicht motiviert sein, sondern kann stattdessen auch durch eine Spurwechselabsicht, einen noch nicht zurück gesetzten Blinker aus einem vorherigen Abbiegemanöver oder schlichtweg durch ein Versehen zustande kommen. Im Idealfall sollte ein Sicherheitssystem eine drohende Kollision auch dann noch erkennen, wenn der Blinker falsch gesetzt wurde.

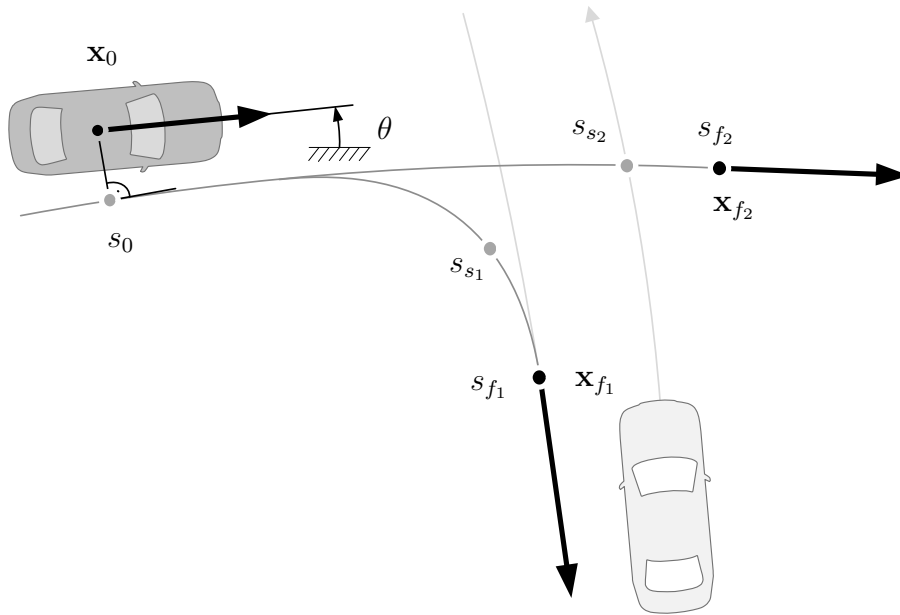
Liegt eine digitale Karte der Kreuzung vor, kann eine Zuordnung zu einer oder mehreren Fahrspuren erfolgen. Sind mehrere parallele Fahrspuren vorhanden, erlauben die Unsicherheiten aus der Lokalisierung und der Karte in der Regel keine verlässliche Zuordnung zu einer einzigen Fahrspur. Selbst für den Fall, dass die richtige Zuordnung erfolgt, kann bei mehreren zulässigen Manövern auf einer Fahrspur kein eindeutiges Abbiegemanöver bestimmt werden. Die Fahrspurzuordnung alleine liefert somit ebenso keine robuste Klassifikation.

Für eine zuverlässige Vorhersage des beabsichtigten Manövers werden weitere Merkmale betrachtet. Im Folgenden wird ein Verfahren vorgestellt, das die Abbiegeklassifikation basierend auf dem dynamischen Fahrzustand vornimmt. Dabei liegt die Herausforderung zum einen darin, aus einem hochdimensionalen Zustandsvektor (siehe (4.5)) auf das beabsichtigte Manöver zu schließen. Zum anderen ist zu einem Zeitpunkt  $t$  nicht nur der aktuelle Wert des Zustandsvektors relevant, sondern auch der vorausgegangene zeitliche Verlauf der Zustände.

In der Literatur werden für diese Aufgabe häufig lernende Ansätze verwendet, z.B. Bayes'sche Netze (Lefèvre u. a., 2011), Hidden Markov Modelle (Meyer-Delius u. a., 2009), Support-Vector-Machines (Aoude u. a., 2011) oder Markov Netzwerke (Tran u. Firl, 2012).<sup>19</sup> Eine Voraussetzung, um diese Methoden anzuwenden, sind ausreichend viele Trainingsdaten. Werden dem Lernverfahren zu wenige Daten zur Verfügung gestellt, besteht die Gefahr des sogenannten Over-fittings und folglich schlechter Generalisierbarkeit auf nicht in den Daten enthaltene Probleme (Bishop, 2007). Betrachtet man die Vielzahl möglicher

---

<sup>19</sup> Bei Sivaraman u. a. (2013) findet sich über die genannten Quellen hinaus eine Übersicht über weitere Methoden.



**Abbildung 4.2:** Egofahrzeug (dunkelgrau) mit dem aktuellen Zustand  $\mathbf{x}_0$ , zwei möglichen Zielzuständen  $\mathbf{x}_{f_1}$  and  $\mathbf{x}_{f_2}$  und Zuordnung zur Fahrspur (grau), sowie vorfahrtsberechtigter Querverkehr (hellgrau), der bei  $s_{s_2}$  mit dem Egofahrzeug kollidieren könnte.

Einflüsse auf das Fahrerverhalten im Kreuzungsbereich, wird deutlich, dass für eine allgemeine Bewertung ein umfangreicher Trainingsdatensatz benötigt wird: Es existieren unterschiedliche Abbiegemanöver (Rechts, Links, Geradeaus, bei manchen Kreuzungen auch Zwischenstufen wie Halbrechts), Krümmungsverläufe der Fahrspur, Vorfahrtsregelungen (Rechts-vor-links, Stopp- bzw. VA-Schilder, abknickende Vorfahrtsstraßen), zulässige Geschwindigkeiten (innerorts, außerorts) sowie weitere Verkehrsteilnehmer, die situationsindividuell das Fahrerverhalten beeinflussen.

Aufgrund der genannten Nachteile der lernbasierten Verfahren wird in dieser Arbeit ein modellbasierter Algorithmus zur Situationsbewertung vorgeschlagen, der den Fahrer als den Optimierer eines Optimalsteuerproblems (Camacho, 2007) mit unbekanntem Zielzustand modelliert. Dabei wird angenommen, dass der Fahrer ein konkretes Fahrziel anstrebt, welches er innerhalb eines endlichen Zeitraums erreichen möchte. Er antizipiert das vor ihm liegende Verkehrsgeschehen über einen gewissen Zeithorizont und wählt seine Fahrstrategie derart, dass sie bezogen auf fahrerspezifische Optimierungskriterien wie beispielsweise die Zeit, den Fahrkomfort oder die Sicherheit optimal ist. Die Optimierungsziele stehen im Allgemeinen im Widerspruch, weshalb ein Kompromiss getroffen werden muss. Das Bilden einer gewichteten Summe aus Kenngrößen zur Bewertung der Einzelkriterien in einem Kostenfunktional erfüllt den beschriebenen Zweck.

In diesem Sinne plant der vorgeschlagene Algorithmus kostenoptimale Trajektorien zu mehreren möglichen Zielzuständen  $\mathbf{x}_{f_i}$ , siehe Abbildung 4.2. Im Gegensatz zu vorausgegangenen Arbeiten erfolgt die Bewertung des wahrscheinlichsten Manövers durch die Betrachtung der optimalen Kosten, die zur Überführung des aktuellen in den Zielzustand benötigt

werden. Diese optimalen Kosten werden nachfolgend Überführungskosten genannt (engl. cost-to-go). Die Bewertung des Gradienten der Überführungskosten für jede Fahrhypothese ermöglicht es, die wahrscheinlichste davon zu ermitteln. Diese grundlegende Idee wird in Abschnitt 4.2 an einem vereinfachten Beispiel detailliert betrachtet.

Um den Gradienten der Überführungskosten zu bestimmen, muss das Optimalsteuerungsproblem formuliert werden, mit dem der Fahrer konfrontiert ist. Dazu wird in Abschnitt 4.3 ein vereinfachtes Bewegungsmodell des Fahrzeugs eingeführt. Desweiteren wird ein Kostenfunktional  $J$  benötigt, um aus der unendlichen Anzahl möglicher Trajektorien, die  $\mathbf{x}_0$  und  $\mathbf{x}_f$  verbinden, eine geeignete auszuwählen, siehe Abschnitt 4.4. Die Minimierung von  $J$  führt zu einem nichtlinearen Optimierungsproblem unter Nebenbedingungen, das mit numerischen Methoden der nichtlinearen dynamischen modellprädiktiven Regelung (NMPC) gelöst wird. Die dazu notwendige Implementierung wird in Abschnitt 4.5 beschrieben und schließlich in Abschnitt 4.6 mit realen Fahrdaten evaluiert.

## 4.2 Absichtserkennung anhand der optimalen Überführungskosten

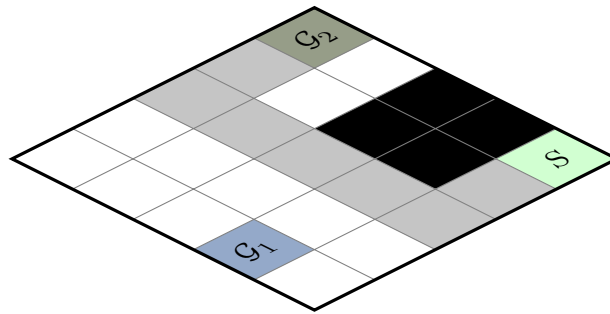
Um die Verwendung der Überführungskosten bei der Absichtserkennung zu verdeutlichen, wird zunächst das vereinfachte Beispiel eines Roboters betrachtet, der sich auf einem ebenen Gitter bewegt, siehe Abbildung 4.3(a).<sup>20</sup> Einzelne Zellen des Gitters sind mit Hindernissen belegt und können nicht betreten werden. Die Bewegungskosten  $J$  werden für einen Schritt in entweder horizontaler oder vertikaler Richtung dimensionslos als eins definiert. Diagonale Bewegungen in einem Schritt sind nicht möglich, können jedoch durch eine Abfolge zweier Schritte (vertikal und horizontal) erfolgen. Die optimalen Überführungskosten  $G^*$  zu einer gegebenen Zielzelle ergeben sich in diesem Beispiel aus der Mindestanzahl der Schritte, die benötigt werden, um von der aktuellen Zelle zu dem Ziel zu gelangen. In Abbildung 4.3(b) sind die optimalen Überführungskosten  $G_1^*$  bzw.  $G_2^*$  für die beiden markierten Ziele  $\mathcal{G}_1$  und  $\mathcal{G}_2$  für jede Zelle des Gitters abgebildet.

Es wird ein Roboter betrachtet, der sich auf dem Gitter bewegt. Es sei bekannt, dass er eines von mehreren Zielen anstrebt, nicht jedoch welches. Man nehme weiter an, dass er die günstigste Route wählt, also seine Bewegung vollzieht, indem er die Überführungskosten minimiert. Eine bestimmte Zielhypothese ist dann unplausibel, wenn  $G_i^*$  in der zeitlichen Betrachtung ansteigt. Dies gilt umso mehr, wenn  $G_j^*$  für eine weitere Hypothese abnimmt. Ein Beobachter, der wissen möchte, welches der Ziele der Roboter anstrebt, kann also anhand der Zeit-Gradienten der optimalen Überführungskosten auf das angestrebte Ziel schließen. Genauer gesprochen kann eine Hypothese  $i$  verworfen werden, wenn die Differenz der zeitlichen Ableitung der optimalen Überführungskosten zu einer weiteren Hypothese  $j$  groß ist. Dies kann leicht durch Vergleich mit einem festeingestellten Schwellwert  $g_{\max} > 0$

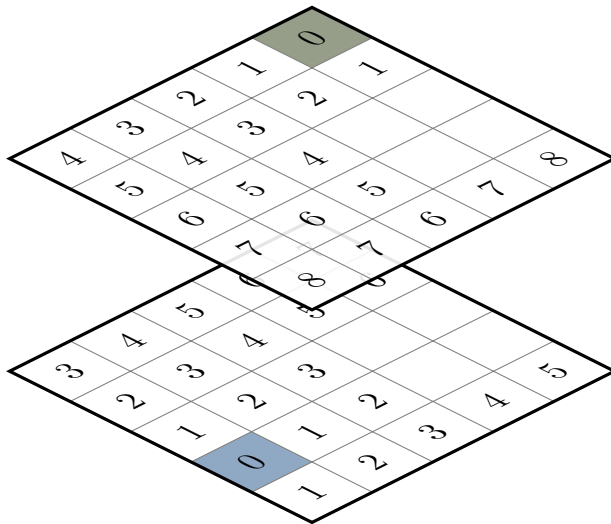
---

<sup>20</sup> Dieses Beispiel basiert auf LaValle (2006), S. 376.

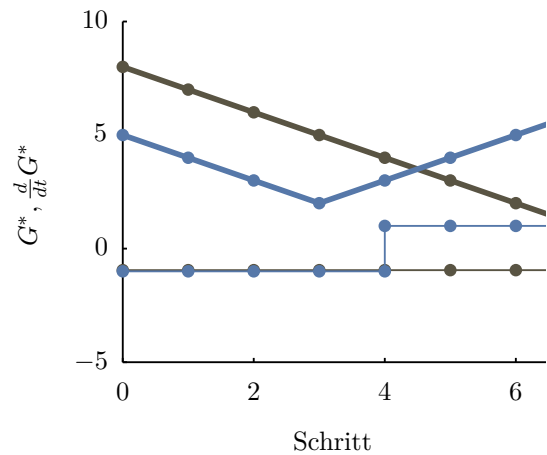




(a) Belegungskarte mit Startzustand  $S$ , zwei möglichen Zielzuständen  $\mathcal{G}_1$  und  $\mathcal{G}_2$ , Hindernissen (schwarz) und tatsächlich zurückgelegtem Pfad nach  $\mathcal{G}_2$  (grau).



(b) Optimale Überführungskosten  $G^*$  für die beiden Ziele  $\mathcal{G}_1$  (untere Ebene) und  $\mathcal{G}_2$  (obere Ebene).



(c) Überführungskosten (dick) und der dazugehörige Gradient (dünn) für beide Ziele bei der Bewegung entlang der grauen Bahn.

**Abbildung 4.3:** Verwendung des Gradienten der Überführungskosten an einem vereinfachten Beispiel.

festgestellt werden

$$\frac{d}{dt}(G_j^* - G_i^*) > g_{\max}. \quad (4.1)$$

Die Bewertung mit (4.1) erlaubt also eine von drei Aussagen: Entweder sind beide Ziele möglich (wenn  $|\frac{d}{dt}\Delta G^*| < g_{\max}$ ) oder eines von beiden ist ausgeschlossen. Nachfolgend wird ein Ziel als *erkannt* bezeichnet, wenn das jeweils andere verworfen werden kann, was den Fall ausschließt, dass beide Ziele berücksichtigt werden. Der Ausdruck *korrekt erkannt* wird in dem Sinne verwendet, dass das tatsächlich angestrebte Ziel erkannt wird.

Zur Veranschaulichung dieses Ansatzes wird ein exemplarischer Bewegungsvorgang des Roboters betrachtet. Die Bewegung beginnt in der mit  $S$  markierten Zelle und verläuft entlang des grau markierten Pfades in Abbildung 4.3(a). Dabei ergibt sich der in Abbildung 4.3(c) dargestellte Verlauf der optimalen Überführungskosten für die beiden möglichen Ziele, wie leicht mit Hilfe von Abbildung 4.3(b) nachvollzogen werden kann. Aus der anschaulichen Betrachtung folgt intuitiv, dass zu Beginn dieser Bewegung keine Aussage über das angestrebte Ziel getroffen werden kann und ab dem vierten Schritt das Ziel  $\mathcal{G}_2$  wahrscheinlicher ist. Kommt der beschriebene Ansatz zu demselben Ergebnis?

Während der ersten drei Schritte nehmen  $G_1^*$  und  $G_2^*$  in jedem Schritt um eins ab. Der Gradient<sup>21</sup> von  $G^*$  ist für beide Hypothesen identisch. Die Anwendung von (4.1) ergibt in Übereinstimmung mit dem intuitiven Verständnis, dass keine Aussage über das angestrebte Ziel getroffen werden kann. Ein einfacher Klassifikator hingegen, der keine Kenntnis von den Bewegungskosten besitzt und stattdessen die Änderung des euklidischen Abstands zum Ziel bewertet, bevorzugt in den ersten beiden Schritten fälschlicherweise die Hypothese  $\mathcal{G}_1$ , da sich der Roboter von  $\mathcal{G}_2$  entfernt.

Beim Übergang vom dritten zum vierten Schritt steigt  $G_1^*$  von 2 auf 3, während  $G_2^*$  von 5 auf 4 fällt. Wie in Abbildung 4.3(c) zu sehen ist, weist der Gradient von  $G_1^*$  einen Sprung auf, nicht jedoch der von  $G_2^*$ . Die Differenz aus beiden Gradienten ist von Null verschieden und so kann mit (4.1) und einem geeigneten Schwellwert  $g_{\max} \in ]0, 2[$  die Hypothese  $\mathcal{G}_1$  zu Gunsten von  $\mathcal{G}_2$  verworfen werden. Diese Klassifikation bleibt erhalten, bis das Ziel  $\mathcal{G}_2$  erreicht ist, in Übereinstimmung mit dem intuitiven Verständnis.

Das Beispiel illustriert, dass weniger der absolute Wert der Überführungskosten entscheidend ist, sondern wie sich diese über der Zeit entwickeln. Aus dem Gradienten der optimalen Überführungskosten kann folglich auf das Ziel einer Bewegung geschlossen werden kann. In der Praxis kann die zeitliche Ableitung von  $G^*$  jedoch nicht direkt ermittelt werden. Der Gradient wird deshalb mit einem DT<sub>1</sub> Filter ermittelt, dessen Übertragungsfunktion im Laplacebereich durch  $G_G(s)$  festgelegt ist.

$$G_G(s) = \frac{s}{T_G s + 1}. \quad (4.2)$$

---

<sup>21</sup> Durch die räumliche Diskretisierung des Gitters wird der Gradient durch den Differenzenquotienten genähert.

$G_G(s)$  kann in die folgende Zustandsraumdarstellung transformiert werden.

$$\dot{x}_{DT_1}(t) = -1/T_G x_{DT_1}(t) + G^*(t) \quad (4.3)$$

$$G_{DT_1}^*(t) = -(1/T_G)^2 x_{DT_1}(t) + 1/T_G G^*(t) \quad (4.4)$$

Dabei ist  $G^*$  der Filtereingang,  $G_{DT_1}^*$  der Filterausgang und  $x_{DT_1}$  ein interner Filterzustand. Der Systemausgang folgt dem Gradienten des Systemeingangs tiefpassgefiltert mit der Zeitkonstante  $T_G$ . Dies ermöglicht die gewünschte robuste Approximation des Gradienten, auch wenn das Signal  $G^*$  durch Rauschen verfälscht ist. Durch die Wahl eines kleinen bzw. großen Werts für den Parameter  $T_G$  kann zwischen schneller Manövererkennung bzw. Robustheit gegenüber Störungen abgewogen werden.

Um die Einschwingzeit des Filters zu reduzieren, insbesondere bei großen Werten für  $T_G$ , wird der initiale Filterzustand  $x_{DT_1}(0)$  so gewählt, dass der initiale Filterausgang  $G_{DT_1}^*(0)$  dem Systemausgang im eingeschwungenen Zustand entspricht. Bei der Initialisierung muss dazu die Steigung des Eingangssignals  $G^*$  zu diesem Zeitpunkt bekannt sein.

## 4.3 Systemdynamik

In dem vorausgegangenen Beispiel in Abschnitt 4.2 wurde ein stark vereinfachtes Bewegungsmodell angenommen. Um den beschriebenen Ansatz auf Absichtserkennung von Fahrzeugen anzuwenden, wird ein Bewegungsmodell des Fahrzeugs eingeführt. Der Zustandsvektor  $\mathbf{x}$  ist gegeben durch

$$\mathbf{x} = [x_1, x_2, \theta, \delta, v, a_t, s]^T. \quad (4.5)$$

Hierbei sind  $x_1, x_2$  und  $\theta$  die Position und Orientierung in einem ortsfesten Koordinatensystem,  $\delta$  der Lenkwinkel der Räder,  $v$  und  $a_t$  die Geschwindigkeit und Beschleunigung in Längsrichtung sowie  $s$  die zurückgelegte Strecke. Dieser Zustandsvektor ermöglicht es Abhängigkeiten von Zuständen ( $v, \theta$ ) mit höheren Ableitungen ( $a_t, \delta$ ) zu berücksichtigen, im Gegensatz zu den häufig in der Literatur verwendeten Zustandsvektoren (Lefèvre u. a., 2011; Liebner u. a., 2012; Tran u. Firl, 2012). Dadurch können Zustandsänderungen früher erkannt werden und, so wird angenommen, auch die Fahrerabsicht.

## Zustandsdifferentialgleichungen

Die Gleichungen der Systemdynamik modellieren das stationäre Lenkverhalten des linearen Einspurmodells,

$$\begin{aligned}\dot{x}_1 &= v \cos \theta \\ \dot{x}_2 &= v \sin \theta \\ \dot{\theta} &= v p(v) \delta \\ \dot{\delta} &= u_1 \\ \dot{v} &= a_t \\ \dot{a}_t &= u_2 \\ \dot{s} &= v.\end{aligned}$$

Das System besitzt zwei Eingänge: Die Zeitableitung des Lenkwinkels  $u_1$ , auch Lenkwinkelrate genannt, und die Zeitableitung der Längsbeschleunigung  $u_2$ , auch Längsruck genannt. Für eine übersichtliche Darstellung wurde die folgende Abkürzung angewandt

$$p(v) = \frac{1}{l_w \left(1 + \left(\frac{v}{v_{ch}}\right)^2\right)}. \quad (4.6)$$

Dabei ist  $l_w$  der Abstand zwischen Vorder- und Hinterachse und  $v_{ch}$  die charakteristische Geschwindigkeit.  $v_{ch}$  bestimmt sich aus statischen Parametern des Fahrzeugs wie der Fahrzeugmasse, den Schräglaufsteifigkeiten an Vorder- und Hinterachse, dem Radstand und dem Abstand der Fahrzeugmasse zu Vorder- bzw. Hinterachse (Schramm u. a., 2013).

Das Modell besitzt gegenüber dem klassischen Einspurmodell zwei wesentliche Vorteile für die vorliegende Anwendung: Es vermeidet eine Singularität bei  $v = 0$  und kann somit auch im Stand angewendet werden. Darüber hinaus ist das resultierende Differentialgleichungssystem nicht steif und ermöglicht eine vergleichsweise große Schrittweite des Löser der Differentialgleichung, was im Folgenden den Prozess der numerischen Optimierung beschleunigt (Werling u. Liccardo, 2012).

Für die weitere Verwendung werden die Querschleunigung  $a_n$  und eine Näherung ihrer Zeitableitung, der Querruck  $j_n$ , eingeführt, welche sich durch einen nichtlinearen Zusammenhang aus den Systemzuständen und -eingängen ergeben.

$$a_n(v, \delta) = v^2 p(v) \delta \quad (4.7)$$

$$j_n(v, u_1) = v^2 p(v) u_1 \quad (4.8)$$

## 4.4 Kostenfunktional

Die geplante Trajektorie muss nicht nur den Gesetzen der Fahrphysik entsprechen, sondern den Fahrer auch gemäß seiner Fahrstrategie an das gewünschte Ziel bringen. Für diesen Zweck wird ein Kostenfunktional verwendet.

Das zu minimierende Kostenfunktional hat die Form

$$J = V_f(\mathbf{x}(t_f), t_f) + 1/t_f \int_{t_0}^{t_f} l(\mathbf{x}(\tau), \mathbf{u}(\tau)) d\tau + J_{\text{row}}. \quad (4.9)$$

Es setzt sich aus einem Anteil  $V_f$  zur Bewertung des Endzustands, einem integralen Anteil  $l$  zur Bewertung des Verlaufs der Trajektorie sowie einem von der Vorfahrtsregelung abhängigen Anteil  $J_{\text{row}}$  zusammen.

Die Endkosten  $V_f$  bewirken, dass die Trajektorie danach strebt, einen vorgegebenen Endzustand  $\mathbf{x}_f$  zu erreichen. Dazu werden die Endabweichungen  $\Delta\mathbf{x}_f$  bestimmt, gemäß

$$\Delta\mathbf{x}_f = \mathbf{x}(t_f) - \mathbf{x}_f. \quad (4.10)$$

Die Endkosten ergeben sich aus einer gewichteten Summe aus Endzeit und Endabweichungen

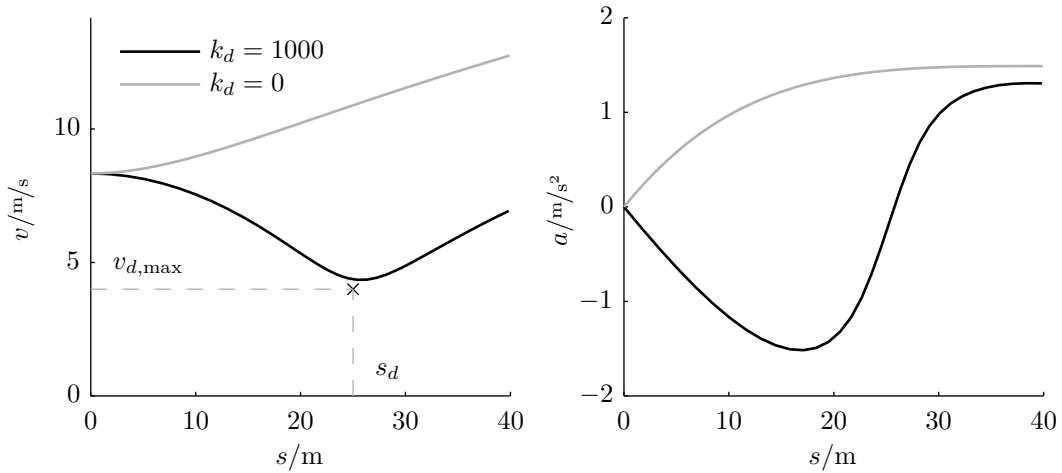
$$V_f(\mathbf{x}(t_f), t_f) = k_t t_f + \Delta\mathbf{x}_f^T \mathbf{K}_f \Delta\mathbf{x}_f, \quad (4.11)$$

wobei die Gewichtungsmatrix  $\mathbf{K}_f$  diagonalförmig angesetzt wird

$$\mathbf{K}_f = k_f \cdot \text{diag}(1, 1, L_K^2, L_K^4, 1, 1, 0). \quad (4.12)$$

Hierbei sind  $k_t$  bzw.  $k_f$  die Gewichtungsfaktoren für die Endzeit bzw. die Endabweichungen. Diese Formulierung lässt also Abweichungen vom gewünschten Endzustand zu, bestraft sie jedoch mit hohen Kosten (Kelly u. Nagy, 2003; Werling u. Liccardo, 2012). Alternativ dazu kann die Einhaltung der Endbedingungen auch mit Gleichungsnebenbedingungen erreicht werden. Eine Formulierung mit Endrestriktionen erweist sich in Kombination mit dem verwendeten nicht-holonomen Bewegungsmodell als nachteilig, wenn sich der aktuelle Zustand  $\mathbf{x}_0$  nahe dem Endzustand  $\mathbf{x}_f$  befindet. Besonders deutlich wird dies, wenn eine Trajektorie einen Zielzustand  $\mathbf{x}_f$  nicht exakt erreicht, sondern seitlich versetzt - ein Fall, der in der später untersuchten Anwendung häufig auftreten wird. Dann werden in der Nähe des Ziels große Lenkausschläge nötig, die durch eine geringfügige seitliche Abweichung der geplanten Trajektorie vom Endzustand leicht vermieden werden können. Wird eine Formulierung mit Endrestriktionen verwendet, entstehen also hohe Bewegungskosten, sobald sich der aktuelle Zustand dem Endzustand auf einer seitlich versetzten Bahn nähert. Dies verfälscht die anschließende Situationsbewertung durch Überführungskosten, weshalb der kostenbasierte Ansatz weiter verfolgt wird.

Die Bewegungskosten legen fest, wie aus der unbeschränkten Anzahl an möglichen Trajektorien, die  $\mathbf{x}_0$  und  $\mathbf{x}_f$  verbinden, eine bestimmte ausgewählt wird. Das Kostenfunktional wird so gewählt, dass es den durchschnittlichen menschlichen Fahrer nachbildet. Dazu wird angenommen, dass der Fahrer bei freier Fahrt sowohl den Komfort als auch die benötigte Zeit der Bewegung optimiert, die ihn zu dem gewünschten Ziel führt. Es können jedoch nicht beide Ziele gleichzeitig erreicht werden: Die zeitoptimale Trajektorie besteht aus einer sogenannten bang-bang Steuerung, also einer Abfolge von maximalen Beschleunigungsvorgängen - eine offensichtlich wenig komfortable Fahrweise. Im Kostenfunktional wird deshalb über die Bestrafung des Rucks  $j_t$  bzw.  $j_n$  in Längs- bzw. Querrichtung eine Möglichkeit vorgesehen, zwischen den beiden Zielen Komfort- und Zeitoptimalität abzuwägen.



**Abbildung 4.4:** Geplantes Geschwindigkeits- und Beschleunigungsprofil für die gerade Überquerung einer Kreuzung mit und ohne Gewichtung von  $J_{\text{row}}$ .

Der Integrand  $l$  der Bewegungskosten aus (4.9) wird zu

$$l(\mathbf{x}, \mathbf{u}) = \mathbf{u}^T \mathbf{R}_u \mathbf{u} + k_{jn} j_n^2 \quad (4.13)$$

gewählt. Dabei ist  $\mathbf{R}_u$  die Gewichtungsmatrix der Systemeingänge

$$\mathbf{R}_u = \text{diag}(k_\delta, k_{jt}). \quad (4.14)$$

Hier ist  $k_{jt}$  bzw.  $k_{jn}$  der Gewichtungsfaktor für den Längs- bzw. Querruck. Durch die Wahl dieser Gewichtungsfaktoren im Verhältnis zu  $k_t$  kann ein Kompromiss zwischen Zeit- und Komfortoptimalität getroffen werden.

Der Integrand  $l$  enthält darüber hinaus noch weitere Terme: Die Forderung der Minimierung der Lenkwinkelrate  $u_1$ , gewichtet über den Faktor  $k_\delta$ , bewirkt glatte Lenkbewegungen. Dieser Term gewinnt bei niedrigen Geschwindigkeiten an Bedeutung, da hier die Querbeschleunigung  $a_n$  und auch der Querruck  $j_n$  betragsmäßig kleine Werte annehmen. Bei einem Verzicht darauf würden sprunghafte Lenkverläufe geplant werden, was ein für den menschlichen Fahrer untypisches Verhalten darstellt.

Das Fahrerverhalten wird neben den genannten Aspekten der Zeit und des Komforts auch von dem der Sicherheit geprägt. Ein verkehrsregelkonformer Fahrer auf dem wartepflichtigen Arm einer Kreuzung reduziert die Geschwindigkeit vor der Kreuzung, damit er bei Vorhandensein von bevorrechtigtem Verkehr rechtzeitig anhalten kann. Der Term  $J_{\text{row}}$  im Kostenfunktional (4.9) bewirkt dieses Verhalten und wird nur verwendet, wenn der Fahrer keine Vorfahrt besitzt. Dazu wird der Zeitpunkt  $\tau_d$  der geplanten Trajektorie betrachtet, an dem erstmalig ein bestimmter Punkt erreicht wird, der sich nahe, aber noch vor der Kreuzung befindet

$$\tau_d = \text{argmax}(|s(\tau) - s_d|). \quad (4.15)$$

Die Entfernung  $s_d$  wird so gewählt, dass sie sich in dem Bereich befindet, in dem Fahrer typischerweise den Verzögerungsvorgang abrechnen und sich zur Durchfahrt entscheiden. Ist dieser Punkt passiert, werden die aus diesem Term resultierenden Kosten zu Null. Übersteigt die Geschwindigkeit  $v(\tau_d)$  der geplanten Trajektorie an dieser Stelle eine bestimmte Geschwindigkeit  $v_{d,\max}$ , wird die positive Abweichung davon ermittelt

$$v_d = \max(0, v(\tau_d) - v_{d,\max}). \quad (4.16)$$

Die Geschwindigkeit  $v_d$  geht über den Kostenfaktor  $k_d$  in die Gesamtkosten ein

$$J_{\text{row}} = k_d v_d. \quad (4.17)$$

Der Einfluss von  $J_{\text{row}}$  auf das prädierte Geschwindigkeitsprofil kann in Abbildung 4.4 nachvollzogen werden. Es sind zwei Geschwindigkeitsverläufe dargestellt, wie sie stellvertretend für einen vorfahrtsberechtigten ( $k_d = 0$ ) sowie einen wartepflichtigen ( $k_d = 1000$ ) Fahrer beim gerade Überqueren einer Kreuzung geplant werden. Im erstgenannten Fall findet ein ruckoptimaler Beschleunigungsvorgang auf die Wunschgeschwindigkeit statt. Im zweiten Fall wird die Geschwindigkeit reduziert und liegt bei der Entfernung  $s_d$  geringfügig oberhalb von  $v_{d,\max}$ . Dieser Abstand kann durch Variation der Gewichtung von  $k_d$  beeinflusst werden.

## Restriktionen

Bedingt durch die Kinematik des Fahrzeugs ergeben sich für den Lenkwinkel eine obere und untere Grenze. Auch die Lenkwinkelrate ist durch die Momente, die vom Fahrer aufgebracht werden können, beschränkt (Werling, 2010).

$$\delta \in [-\delta_{\max}, \delta_{\max}] \quad (4.18)$$

$$u_1 \in [-\dot{\delta}_{\max}, \dot{\delta}_{\max}] \quad (4.19)$$

Desweiteren wird angenommen, dass die Geschwindigkeit durch eine obere Schranke begrenzt ist und der Fahrer nicht anhält.

$$v \in [0, v_{\max}] \quad (4.20)$$

Das Geschwindigkeitsmaximum  $v_{\max}$  wird so gewählt, dass es geringfügig über der erlaubten Höchstgeschwindigkeit liegt. Überschreitet die aktuelle Geschwindigkeit  $v_0$  auch diese Grenze, wird  $v_{\max}$  weiter angehoben, damit ein gültiges Optimierungsproblem formuliert wird.

Die zwischen Reifen und Fahrbahn übertragbaren Kräfte sind beschränkt und u.a. vom Reibwert abhängig. Sie schränken die möglichen Beschleunigungen ein.

$$a_t \in [a_{\min}, a_{\max}] \quad (4.21)$$

$$a_n \in [a_{\min}, a_{\max}] \quad (4.22)$$

Die genannten Restriktionen beschränken die zulässigen Systemzustände bzw. -eingänge. Diese Intervalle werden zusammengefasst mit  $\mathcal{X}$  bzw.  $\mathcal{U}$  bezeichnet.

## 4.5 Implementierung

Die Suche nach der kostenoptimalen Trajektorie mündet in folgendem Minimierungsproblem

$$\min_{\mathbf{u}(\tau), t_f} J(\mathbf{x}(\tau), \mathbf{u}(\tau), t_f) \quad (4.23)$$

unter den Nebenbedingungen

$$\dot{\mathbf{x}} = f(\mathbf{x}(\tau), \mathbf{u}(\tau)) \quad (4.24)$$

$$\mathbf{x}(t_0) = \mathbf{x}_0 \quad (4.25)$$

$$\mathbf{x}(\tau) \in \mathcal{X}, \tau \in [t_0, t_f] \quad (4.26)$$

$$\mathbf{u}(\tau) \in \mathcal{U}, \tau \in [t_0, t_f] \quad (4.27)$$

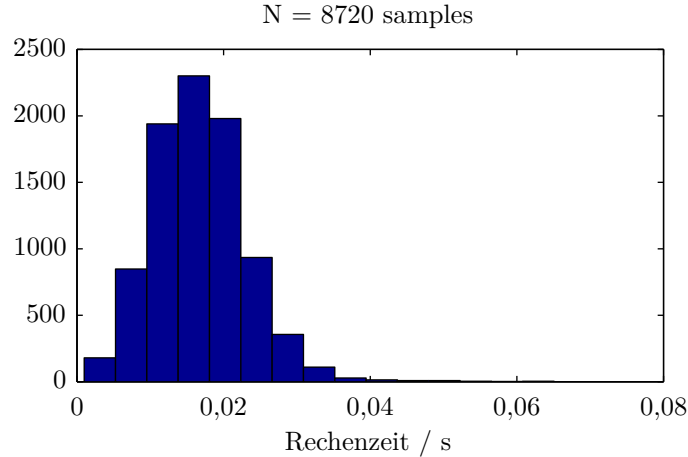
und der freien Endzeit  $t_f$ .

Dieses Problem stellt ein dynamisches Optimierungsproblem dar, da mit dem zeitlichen Verlauf der Systemeingänge ein Funktional optimiert wird. Es bieten sich zwei mögliche Lösungsverfahren an: Indirekte Verfahren erfordern die Lösung der sogenannten Optimalitätsbedingungen, die mit Hilfe der Hamilton Funktion formuliert werden. Gelingt dies, kann ein tieferer Einblick in die optimale Lösung eines Problems erlangt werden. Werling u. a. (2012) weist beispielsweise nach, dass bei gegebenem Anfangs- und Endzustand die unrestringierte, ruckoptimale Bewegung im eindimensionalen Fall aus der Menge der quintischen Polynome stammt. Aufgrund der Nichtlinearität der vorliegenden Problemformulierung kann dieses Vorgehen hier jedoch nicht angewendet werden.

Direkte Verfahren parametrieren die Steuertrajektorie  $u(\tau)$ , womit das Problem auf ein statisches Optimierungsproblem reduziert wird. Häufig anzutreffen ist die abschnittsweise konstante oder lineare Parametrierung von  $u(\tau)$ . Die zu optimierenden Parameter sind die Werte von  $u(\tau)$  an den Stützstellen. Je größer die Anzahl der Stützstellen wird, umso näher kommt die Lösung der optimalen Lösung, allerdings steigt auch der Rechenaufwand. In dieser Arbeit wird davon abweichend eine abschnittsweise polynome Parametrierung durch B-Splines verwendet. Diese können im Allgemeinen sowohl die genannten konstanten und linearen Verläufe zwischen einzelnen Stützstellen beschreiben, aber auch Verläufe höherer Ordnung. Für die Entwicklung bedeutet dies ein Zugewinn an Flexibilität, da die Ordnung dieser Interpolation durch eine einfache Parameteränderung erfolgen kann. Im Weiteren werden kubische B-Splines verwendet, da diese im Falle des unrestringierten Problems bei gleicher Anzahl an Stützstellen die optimale Lösung besser beschreiben als konstante Ansatzfunktionen.

Mit der beschriebenen Parametrierung der Steuertrajektorie  $u(\tau)$  vereinfacht sich das dynamische Optimierungsproblem zu einem statischen, nichtlinearen Optimierungsproblem, das effizient mit der Methode der Sequentiellen Quadratischen Programmierung gelöst werden kann. Während dieser Optimierung muss unterlagert die Differentialgleichung der Systemdynamik gelöst werden, was mit einem einfachen Runge-Kutta Verfahren erster Ordnung geschieht. Die von der Endzeit abhängige Schrittweite beträgt  $1/24 t_f$ .





Name	Symbol	Wert
Gewichtung	$k_t, k_f, k_{jn}$	$10^3, 400, 1500$
	$k_{jt}, k_\delta, k_d$	$10^3, 10^5, 10^3$
Kreuzung	$v_{d,\max}, L_{K,\max}$	6, 25
Restriktionen	$\delta_{\max}, \dot{\delta}_{\max}, v_{\max}$	0,87, 0,393, 16,7
	$a_{\min}, a_{\max}$	-8, 8
Fahrzeug	$v_{ch}, l_w$	16,7, 2,7

**Tabelle 4.1:** Verwendete Parametrierung, in SI-Einheiten

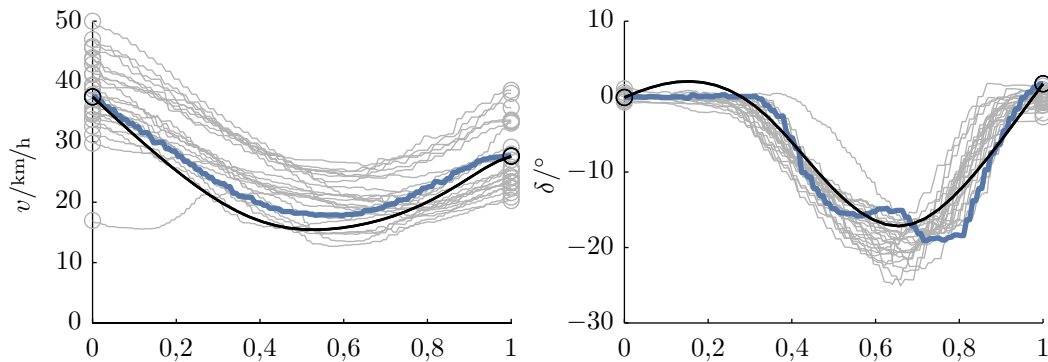
Als initialer Startwert für die Optimierung wird ab der zweiten Durchführung die optimale Lösung des vorherigen Schritts verwendet. Dies trägt zur Robustheit der Konvergenz bei und beschleunigt die Optimierungszeit. Die zu optimierenden Parameter setzen sich aus der Endzeit  $t_f$  und den Parametern für jeden der zwei Systemeingänge zusammen. Jeder Systemeingang wird mit acht Stützstellen parametrisiert, was in insgesamt 17 zu optimierenden Parametern resultiert. Der Algorithmus ist vollständig in der Programmiersprache C implementiert. Die Berechnung einer Trajektorie dauert somit typischerweise weniger als 30 *ms* in 98% der untersuchten Situationen (siehe Abbildung 4.5, gemessen auf einem Intel i5 M520 mit 2,4 GHz).

Die Gewichtungsfaktoren  $k_i$  werden so gewählt, dass die prädizierten Trajektorien menschlich gefahrenen Trajektorien ähneln. Die Überführungskosten  $G^*$  werden nach abgeschlossener Optimierung aus den optimalen Kosten  $J^*$  bestimmt, abzüglich der Kosten aus den Endabweichungen.

$$G^* = J^* - \Delta \mathbf{x}_f^T \mathbf{K}_f \Delta \mathbf{x}_f \quad (4.28)$$

Damit wird ein Anstieg von  $G^*$  in der Nähe des Zielzustands vermieden. Tabelle 4.1 fasst die gewählten Einstellungen für die Gewichtungsfaktoren, Nebenbedingungen und Fahrzeugparameter zusammen.

Wie bereits in Abschnitt 4.2 erwähnt, bedarf der  $DT_1$  Filter in (4.4) eines initialen Schätzwerts der Steigung des Eingangssignals, also des Gradienten der Überführungskosten. In den meisten Situationen dominiert der von der Zeit abhängige Anteil in (4.13) die



**Abbildung 4.5:** Vergleich von Geschwindigkeits- und Lenkwinkelverlauf einer gemessenen (blau) mit einer geplanten Trajektorie (schwarz), bei bekanntem Endzustand. In grau sind zum Vergleich weitere Messungen dargestellt.

Gesamtkosten. Werden die verbleibenden Terme von (4.13) vernachlässigt und folgt der tatsächliche Verlauf der Trajektorie dem prädizierten, entspricht der Gradient von  $G^*$  dem negativen Gewichtungsfaktor für die Zeit. Deshalb dient  $-k_t$  als geeignete Näherung des stationären Filterausgangs. Für  $T_G$  wird ein Wert von 2 s gewählt.

Das Fahrzeug wird zu jedem Zeitpunkt einer oder mehreren Fahrspuren zugeordnet. Dazu wird die Fahrzeugposition auf die Fahrspurmitte projiziert und die Position entlang der Fahrspur bestimmt. Der Verlauf der Fahrspurmitte ergibt sich wie in Abschnitt 2.3 beschrieben durch Mittelung über zahlreiche Kreuzungsüberquerungen und wird verwendet, um die Lage und Ausrichtung der Zielzustände festzulegen. Die weiteren Zustände von  $\mathbf{x}_f$  wie Endgeschwindigkeit  $v_f$ , -beschleunigung  $a_{t,f}$  und -lenkwinkel  $\delta_f$  werden aus durchschnittlichen Werten menschlicher Fahrer an dieser Stelle bestimmt. Zusätzlich wird der Fußpunkt auf der Fahrspur verwendet, um damit kreuzungsrelative Koordinaten zu bestimmen, wie den Abstand zum Entscheidungspunkt  $s_d = s_s - s_0 - 10$  m für (4.15).

## 4.6 Validierung

Zu Validierungszwecken wird der beschriebene Ansatz nachfolgend auf Kreuzungsüberfahrten menschlicher Fahrer angewendet. Die Daten stammen aus dem Feldversuch aus Kapitel 3. Die Evaluierung gliedert sich in zwei Schritte: Zunächst werden die mit dem Kostenfunktional getroffenen Annahmen zum Fahrerverhalten menschlicher Fahrer mit Messdaten plausibilisiert. Anschließend wird der vorgeschlagene Ansatz zur Intentionserkennung anhand einer zufällig ausgewählten Überfahrt im Detail betrachtet (Abschnitt 4.6).

In Abschnitt 4.4 werden Annahmen zur Modellierung menschlichen Fahrerverhaltens getroffen. Es gilt zu validieren, ob die getroffenen Annahmen wie z.B. die ruckoptimale Fahrweise gerechtfertigt sind und eine geeignete Parametrierung gefunden wurde. Dies wird anhand zahlreicher Anfahrten vorgenommen. Abbildung 4.5 zeigt hierzu exemplarisch eine

Reihe von Rechtsabbiegemanövern. Aus dem Datensatz ist stellvertretend eine Einzelfahrt ausgewählt. Durch die Offline-Betrachtung sind der Anfangs- und Endzustand  $\mathbf{x}_0$  und  $\mathbf{x}_f$  dieser Messung bekannt. In der Abbildung können die tatsächlich gefahrene und die von  $\mathbf{x}_0$  nach  $\mathbf{x}_f$  geplante Trajektorie miteinander verglichen werden. Zur besseren Vergleichbarkeit, auch mit den weiteren Fahrten, ist die Zeitachse einheitlich auf eins normiert. Die zeitliche Dauer der Messungen bewegt sich im Bereich von 5 bis 7 Sekunden. Hervorzuheben ist der durch die bevorstehende Krümmung der Abbiegespur verursachte, charakteristische Geschwindigkeitsrückgang, der sich sowohl in den Messungen zeigt, wie auch der geplanten Trajektorie. Auch der geplante Lenkwinkelverlauf zeigt eine große Ähnlichkeit mit dem der ausgewählten Überfahrt und den Vergleichsmessungen.

Die Parameter der Kostenfunktion sind offenbar geeignet gewählt, um bei bekanntem Anfangs- und Endzustand eine gute Übereinstimmung von prädizierter und tatsächlich gefahrener Trajektorie zu erhalten. In der Online-Anwendung ist der Endzustand  $\mathbf{x}_f$  jedoch nicht bekannt. Deshalb wird  $\mathbf{x}_f$  geschätzt, mit Hilfe von Fahrspurinformationen (für  $x_{1,f}$ ,  $x_{2,f}$  und  $\theta_f$ ) und durchschnittlichen Werten der Fahrprofile menschlicher Fahrer an dieser Stelle (für  $v_f$ ,  $a_{t,f}$  und  $\delta_f$ ).

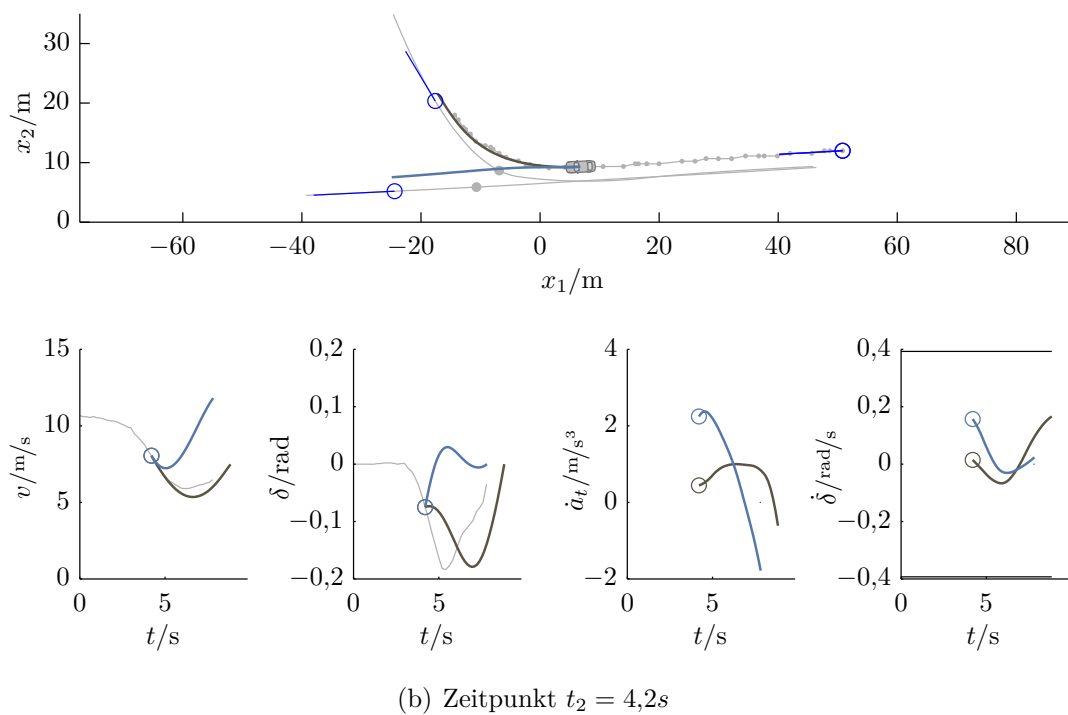
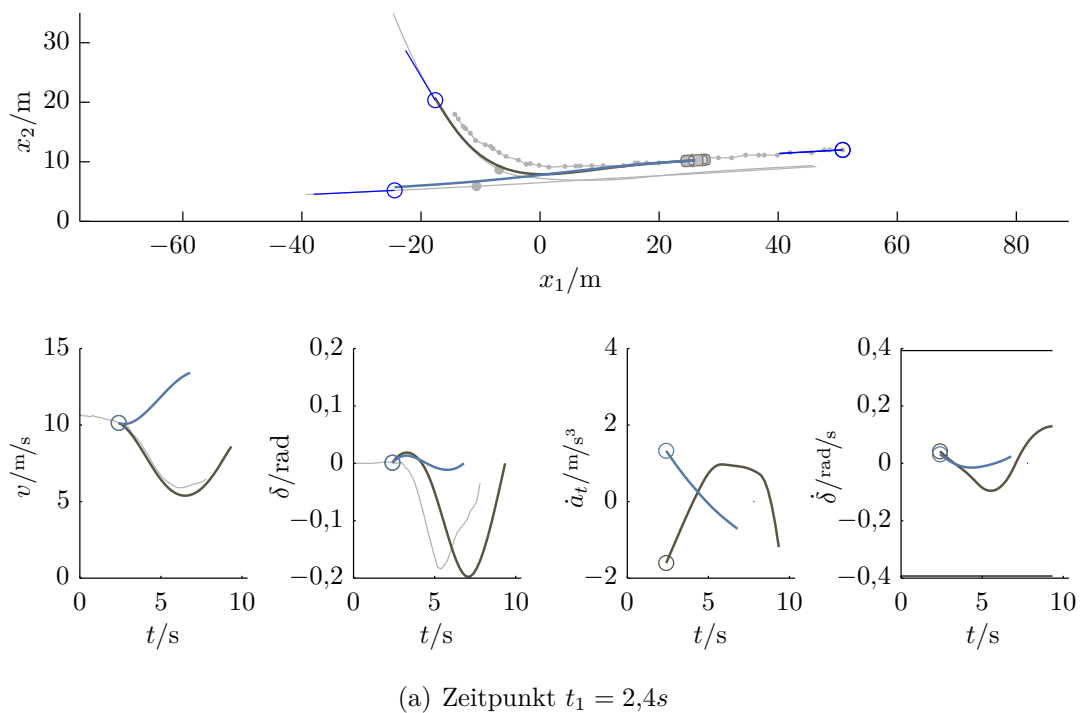
## Validierung einer Einzelfahrt

Die bisherige Evaluierung betrachtet die Validierung des Kostenfunktionalen bei einer bekannten Zielhypothese. Nun werden gleichzeitig zwei verschiedene Zielthesen verfolgt und anhand der optimalen Überführungskosten auf die Wahrscheinlichkeit ihrer Durchführung geschlossen. Dazu wird zunächst eine exemplarische Kreuzungsüberfahrt untersucht, die auf einer vorfahrtsberechtigten Fahrspur beginnt. Das Fahrzeug bewegt sich in Abbildung 4.6 von rechts nach links. Es werden Rechtsabbiegen  $\mathcal{M}_r$  und Kreuzen  $\mathcal{M}_k$  als mögliche Manöver in Betracht gezogen. Die Abbildung zeigt die tatsächlich gefahrene Trajektorie in der Draufsicht, sowie die geplanten Trajektorien des jeweiligen Zeitschritts für beide Manöverhypothesen. Zusätzlich ist der zeitliche Verlauf ausgewählter Zustände dargestellt, erneut für die tatsächliche und die geplante Trajektorie. Wie dem Verlauf der tatsächlichen Trajektorie entnommen werden kann, biegt der Fahrer in diesem Beispiel nach rechts ab. Die Situation ist an zwei Zeitpunkten  $t_1$  und  $t_2$  abgebildet, welche so gewählt sind, dass mit dem beschriebenen Ansatz zum Zeitpunkt  $t_1$  keine Aussage getroffen werden kann, welches Manöver durchgeführt wird, bei  $t_2$  jedoch schon.

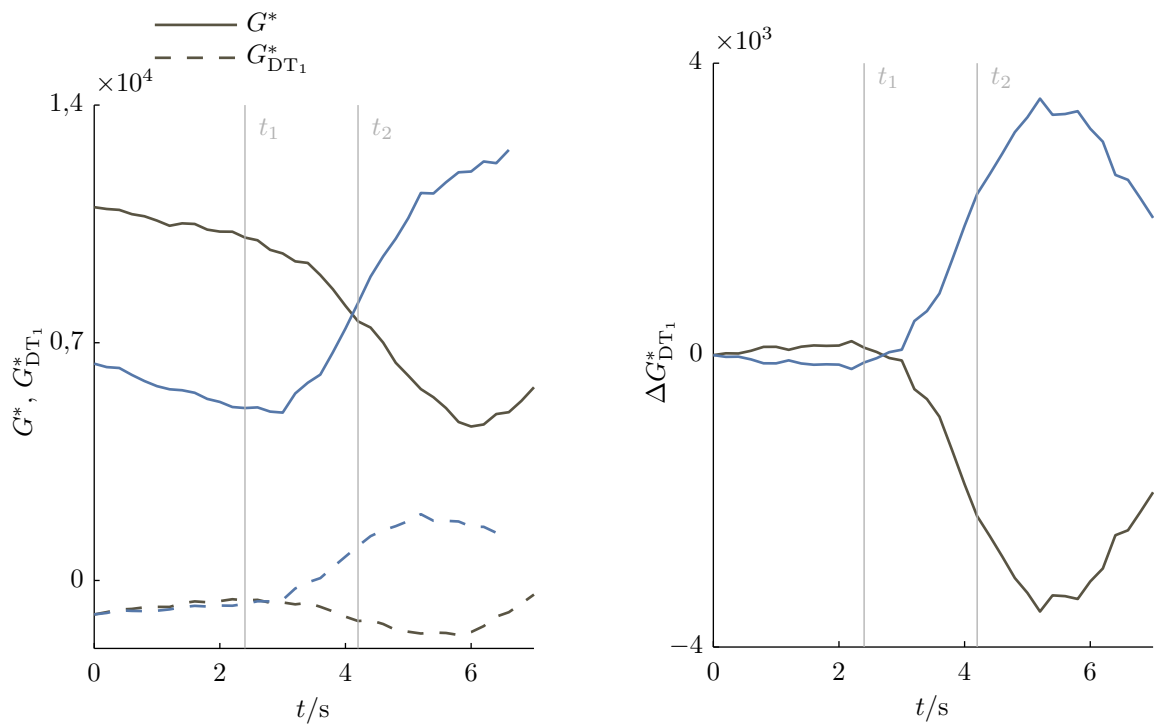
Die Entscheidung kann bei der Betrachtung des Verlaufs der optimalen Überführungskosten  $G^*$  für beide Hypothesen nachvollzogen werden, siehe Abbildung 4.7. Der Gradient von  $G^*$  wird durch Anwendung des DT<sub>1</sub>-Filters aus Abschnitt 4.2 genähert. Die Differenz aus beiden Gradienten,

$$\Delta G_{\text{DT}_1}^* = G_{\text{DT}_1,1}^* - G_{\text{DT}_1,2}^*, \quad (4.29)$$

dient zur Beurteilung der Hypothesen. Betragsmäßig große Werte von  $\Delta G_{\text{DT}_1}^*$  zeigen an, dass eine Hypothese unwahrscheinlich wird. Dem Vorzeichen kann entnommen werden, welche dies ist. Deutlich zu erkennen ist die Zunahme von  $\Delta G_{\text{DT}_1}^*$  zwischen den Zeitpunkten  $t_1$  und  $t_2$ . Wie kommt es dazu?



**Abbildung 4.6:** Abbiegevorgang zu zwei Zeitpunkten  $t_1$  und  $t_2$ . Oben: Draufsicht der gemessenen Trajektorie (grau, gepunktet) mit geplanten Trajektorien (braun/blau) zu zwei Zielzuständen sowie der Verlauf der Fahrspurmitte (grau, durchgezogen). Unten: Gemessener (grau) und geplanter (braun/blau) Verlauf der Geschwindigkeit und des Lenkwinkels sowie der Verlauf der optimalen Steuergrößen zu diesem Zeitpunkt.



(a) Optimale Überführungskosten  $G^*$  für die Hypothesen Rechtsabbiegen (braun) und Kreuzen (blau) sowie der gefilterte Gradient  $G_{DT_1}^*$ .

(b) Verlauf der Differenz der gefilterten Gradienten  $\Delta G_{DT_1}^*$

**Abbildung 4.7:** Verlauf der optimalen Überführungskosten der Überfahrt aus Abbildung 4.6.

Bis zu dem Zeitpunkt  $t_1$  besitzt das Fahrzeug einen ausreichend großen Abstand zur Kreuzung, der im Falle eines Abbiegens noch keine Anpassung der Geschwindigkeit notwendig macht. Die Kreuzung übt somit noch keinen Einfluss auf das Fahrerverhalten aus und die Überführungskosten sinken für beide Hypothesen mit einer vergleichbaren, annähernd konstanten Änderungsrate. Dem Verlauf von  $G_{DT_1}^*$  kann entnommen werden, dass die gewählte Initialisierung des  $DT_1$  Filters zweckmäßig ist, da zu Beginn der Messung kein Einschwingen erkennbar ist und unverzüglich der stationäre Wert erreicht wird. Man beachte die Ähnlichkeit des Verlaufs der geplanten mit dem der tatsächlich durchgeführten Abbiegetrajektorie, vor allem bezüglich des Geschwindigkeitsverlaufs.

Zum Zeitpunkt  $t_2$  reduziert der Fahrer seine Geschwindigkeit und beginnt mit dem Einlenken. Mehrere Eigenschaften der geplanten Trajektorie für  $\mathcal{M}_k$  deuten nun darauf hin, dass diese Hypothese zunehmend unwahrscheinlicher wird. Zum einen bedeutet die Geschwindigkeitsreduktion ein für das Kreuzen nicht zeitoptimales Verhalten, die Endzeit nimmt für diese Hypothese zu. Zum anderen macht die Verzögerung eine erhöhte Änderungsrate der Längsbeschleunigung notwendig, um die Geschwindigkeit wieder zu erhöhen. Dieser Anstieg des Längsrucks wird beim Vergleich des geplanten Verlaufs von  $\dot{a}_t$  zu dem Zeitpunkt  $t_2$  mit dem des Zeitpunkts  $t_1$  deutlich. Zusätzlich bewirkt der sich aufbauende Lenkwinkel, dass mehr Lenkaufwand nötig ist, um auf der Geradeausspur zu verbleiben. Dazu vergleiche man die geplante Lenkwinkelrate  $\dot{\delta}$  zu beiden Zeitpunkten. Diese Eigenschaften werden allesamt im Kostenfunktional  $J$  bestraft, weshalb  $G_{\mathcal{M}_k}^*$  ansteigt. Gleichzeitig sinkt  $G_{\mathcal{M}_r}^*$ , wodurch sich die Differenz aus beiden Gradienten signifikant erhöht.

Durch einen Vergleich mit dem Fahrspurverlauf wird ersichtlich, dass das tatsächlich durchgeführte Manöver in dieser Überfahrt richtig erkannt werden kann, noch bevor die beiden Fahrspuren beginnen sich zu verzweigen.

## 4.7 Zusammenfassung und Diskussion

In diesem Kapitel wird zunächst die Bedeutung der Erkennung des beabsichtigten Manövers für die Querverkehrsassistenz beschrieben. Findet keine derartige Bewertung statt, besteht bei einer frühzeitigen Warnausgabe die Gefahr einer hohen Falschwarnrate. Es wird ein neuartiger Algorithmus vorgeschlagen, der den Fahrer als den Optimierer eines Kostenfunktionalen modelliert. Dabei wird angenommen, dass der Fahrer bei der Wahl seiner Trajektorie mehrere Ziele verfolgt, wie die Optimierung von Zeit, Komfort und Sicherheit. Die Modellierung dieses Verhaltens mündet in einer Kostenfunktion. Bestehen an einer Kreuzung mehrer Abbiegemöglichkeiten, wird für jede Zielhypothese eine Trajektorie geplant, die hinsichtlich der Kostenfunktion optimal ist. Anhand des Gradienten der optimalen Überführungskosten kann auf das beabsichtigte Ziel geschlossen werden.

Als Vorteil der Methode im Vergleich zu lernenden Ansätzen wird die Möglichkeit erachtet, wesentliche Einflüsse auf das Fahrerverhalten über ein Modell berücksichtigen zu können. Kreuzungsspezifische Eigenschaften gehen beispielsweise über Modellparameter wie den Endzustand  $x_f$  oder über die erlaubte Geschwindigkeit  $v_{\max}$  ein, ein reduzierter Reibwert kann durch eine geeignete Wahl der Beschleunigungsgrenzen  $a_{\max}$  berücksichtigt

werden. Es wird somit der Ansatz verfolgt, ein möglichst allgemeingültiges Kostenfunktional zu erlernen, das sich dann auf eine große Anzahl von Fahrsituationen anwenden lässt. An dieser Stelle sei erwähnt, dass der Ansatz nicht als Alternative zu weiteren Merkmalen wie dem Blinker oder der Blickrichtungserfassung konzipiert ist. Stattdessen kann die Leistungsfähigkeit durch Hinzunehmen zusätzlicher Merkmale gesteigert werden, insbesondere in Situationen mit widersprüchlicher Information, wie bei ausbleibenden oder versehentlich gesetzten Blinkersignalen. Geeignete Ansätze dazu finden sich u.a. bei Lefèvre u. a. (2011); Liebner u. a. (2013).

Als nachteilig erweist sich der vergleichsweise hohe Rechenaufwand bei der Online-Generierung der Trajektorien. Müssen für das Egofahrzeug und mehrere Objekte gleichzeitig jeweils mehrere Hypothesen verfolgt werden, geraten heutige Einkernprozessoren an die Grenzen der Echtzeitfähigkeit. Abhilfe schafft beispielsweise die Offline-Generierung von  $G^*$  und die Speicherung in einer Look-Up Tabelle. Gegen die Online-Generierung spricht auch der schwierige Nachweis der Konvergenz der NMPC-Optimierung.

Die theoretischen Überlegungen werden in diesem Kapitel anhand einer Einzelfahrt evaluiert. Inwiefern der vorgeschlagene Ansatz auch bei unterschiedlichen Fahrern und Fahrspurverläufen geeignet ist, die Abbiegeabsicht rechtzeitig für eine Warnfunktion zu erkennen, wird in Abschnitt 6.1 ausführlich untersucht.





---

## Ermittlung des Eingriffszeitpunkts

---

Dieses Kapitel geht der Frage nach, in welchen Situationen ein Systemeingriff<sup>22</sup> sinnvoll ist und zu welchem Zeitpunkt dieser Eingriff am besten erfolgen sollte. Dabei wird auf den Erkenntnissen aus Kapitel 3 aufgebaut. Mit Hilfe des Feldversuchs konnten typische Situationen identifiziert werden, in welchen der im Versuch verwendete Warnalgorithmus Optimierungspotential besitzt. Unter Berücksichtigung dieser Ergebnisse wird der Systementwurf zunächst für den deterministischen Fall vorgenommen, also unter der Annahme einer fehlerfreien Umfeldwahrnehmung. Abschnitt 5.1 beschreibt das verwendete Konzept der Zeitreserven, deren Berechnung in Abschnitt 5.2 behandelt wird. Ein besonderes Augenmerk wird anschließend darauf gerichtet, wie mit Unsicherheiten aus der Sensorik umgegangen werden kann. In Abschnitt 5.3 werden die dazu benötigten mathematischen Methoden zur nichtlinearen Transformation von Wahrscheinlichkeiten beschrieben und in Abschnitt 5.4 auf die probabilistische Berechnung der Zeitreserven angewendet.

### 5.1 Bewertung der Kritikalität

Nach Schmidt (2010) ist die Kritikalität ein Maß für die Gefährlichkeit einer Situation. In der Literatur existieren zahlreiche Methoden, die Kritikalität einer Situation zu bewerten (u.a. Brännström u. a. (2010); Hillenbrand (2007); Karrenberg (2008); Kämpchen u. a. (2009); Reinisch (2012); Stählin (2008); Tu u. Huang (2010)). Viele der Methoden entstammen der Entwicklung von CMS-Systemen<sup>23</sup> und ermitteln den Zeitpunkt, an dem eine Kollision nicht mehr zu verhindern ist. Ist dieser Zeitpunkt erreicht, wird in der Regel ein Notbremsvorgang eingeleitet.

---

<sup>22</sup> Im Kontext dieser Arbeit wird der Begriff *Systemeingriff* übergreifend für Interaktionen des Fahrzeugs mit seinem Umfeld verwendet und umfasst somit nicht nur den fahrdynamischen Eingriff, beispielsweise durch Bremsen, sondern auch Interaktionen mit dem Fahrer über das HMI.

<sup>23</sup> Collision Mitigation System, Kollisionsfolgenminderungssystem

Die Unvermeidbarkeit kann daran erkannt werden, dass alle physikalisch fahrbaren Trajektorien der an der Situation beteiligten Fahrzeuge zu einer Kollision führen. Die Fahrbarkeit einer Trajektorie wird in erster Näherung durch die zwischen Fahrbahn und Fahrzeug übertragbare Kraft eingeschränkt. Dieser Zusammenhang, der oft als Kamm'scher Kreis grafisch dargestellt wird, führt zu einem vom Reibungskoeffizienten abhängigen Maximum für den Betrag der Beschleunigung. Die maximal mögliche Beschleunigung kann in Abhängigkeit eines Parameters  $\gamma$  in einen Anteil in Längs- und Querrichtung  $a_t$  bzw.  $a_n$  aufgeteilt werden

$$a_t = \mu_H g \cos(\gamma) \quad (5.1)$$

$$a_n = \mu_H g \sin(\gamma). \quad (5.2)$$

Dabei bezeichnet  $\gamma$  den Winkel zwischen den beiden Komponenten der Beschleunigung,  $\mu_H$  den Reibungskoeffizienten und  $g$  die Erdbeschleunigung. Unter der Annahme einer Bewegung mit konstantem Beschleunigungsvektor lassen sich somit alle möglichen Ausweichtrajektorien zweier Fahrzeuge in Abhängigkeit der beiden Parameter  $\gamma_{\text{ego}}$  und  $\gamma_{\text{obj}}$  bestimmen. Erst wenn für jede mögliche Kombination eine Kollision erkannt wird, ist diese unvermeidbar und es wird eine Notbremsung eingeleitet (Kämpchen u. a., 2009).

Mit diesem Ansatz wird die Wahrscheinlichkeit eines unberechtigten Systemeingriffs sehr gering. Es bedeutet jedoch auch, dass ein bevorstehender Unfall in der Regel nicht mehr vermieden werden kann und lediglich die Geschwindigkeit der Kollision reduziert wird. Für warnende und unfallvermeidende Assistenzsysteme ist die binäre Information, ob eine Kollision derzeit noch vermeidbar ist, weniger entscheidend, sondern viel mehr, wie viel Zeit noch zur Vermeidung verbleibt. Aus diesem Grund werden in der Literatur vielfach zeitliche Größen zur Bewertung der Kritikalität verwendet (vgl. u.a. Hillenbrand (2007); Maurer (2013); Nitz (2009); Reinisch (2012)).

### 5.1.1 Zeitreserven

Das bekannteste zeitbasierte Kriterium zur Bewertung der Kritikalität ist die Time-to-collision (TTC).<sup>24</sup> Es bestimmt sich aus der Zeit, die bis zu einer Kollision verbleibt, unter der Annahme, dass die derzeitige Bewegung unverändert fortgesetzt wird. Eine Situation ist umso kritischer, je kleiner die TTC ist. Die Korrelation von TTC und subjektiv wahrgenommener Kritikalität bei der Geradeausfahrt auf ein stehendes Hindernis wird u.a. von van der Horst (1990) empirisch nachgewiesen. Der Nachteil bei der Verwendung der TTC besteht darin, dass sie im Allgemeinen keine Aussage darüber liefert, ob noch eine Maßnahme zur Verhinderung einer Kollision existiert und wenn ja, wann diese Maßnahme eingeleitet werden muss (Hillenbrand u. a., 2005).

Abhilfe schafft die Betrachtung sogenannter Vermeidungs- oder Deeskalationsmanöver, wie beispielsweise Bremsen mit maximaler Verzögerung, sprungartigem Lenken oder maximalem Beschleunigen. Für jedes Vermeidungsmanöver kann der Zeitpunkt bestimmt werden, an dem spätestens mit der Ausführung des Manövers begonnen werden muss, um

---

<sup>24</sup> Um die Konsistenz mit der Literatur zu bewahren, wird von der Notation abgewichen, zeitliche Größen mit  $t$  zu bezeichnen.

eine drohende Kollision zu verhindern. Diese Manöverzeitreserven werden üblicherweise als Time-to-x Kennwerte bezeichnet, wie Time-to-brake (TTB), Time-to-steer (TTS) oder Time-to-kickdown (TTK) (Hillenbrand, 2007; Tamke u. a., 2011).

Das Maximum über die genannten Kennwerte wird als Time-to-react (TTR) bezeichnet und kann als Näherung der Zeit interpretiert werden, die verbleibt, bis eine Kollision nicht mehr vermeidbar ist. Im Vergleich zu dem eingangs beschriebenen Ansatz werden also anstelle aller möglichen Ausweichtrajektorien nur ausgewählte Vermeidungsmanöver betrachtet. Dies bringt naheliegende Vorteile für den Berechnungsaufwand mit sich. Es ist jedoch nicht ausgeschlossen, dass bei einer TTR von 0s noch ein kollisionsvermeidendes Manöver existiert, z.B. durch ein kombiniertes Brems-/Lenkmanöver. Gehen in die TTR Berechnung auch derartige Manöver ein, kann die verbleibende Zeit bis zur Unvermeidbarkeit der Kollision noch präziser geschätzt werden.

Der Vorteil bei der Verwendung von Zeitreserven zur Kritikalitätsbewertung besteht darin, dass zeitliche Aspekte auf eine intuitive Art und Weise berücksichtigt werden können. Dazu zählen systemisch bedingte Totzeiten, wie sie bei der Aktuierung der Bremsen auftreten können, oder die Reaktionszeiten menschlicher Fahrer. Aus diesem Grund eignen sich die genannten Zeitreserven nicht nur als Kriterium für das Einleiten eines fahrdynamischen Eingriffs, sondern auch für das Auslösen einer Warnung. Der Warnzeitpunkt lässt sich einfach durch einen Vergleich der TTR mit einer Schwelle  $t_w$  bestimmen, welche beispielsweise der angenommenen Fahrerreaktionszeit entspricht.

### 5.1.2 Vermeidungsmanöver

Für die Ermittlung des Warnzeitpunkts wird in dieser Arbeit das Konzept der Zeitreserven aufgegriffen. In Längsrichtung werden die Manöver Bremsen und Beschleunigen berücksichtigt. In Querrichtung wird zur Berechnung der Zeitreserven auf die häufig anzutreffenden Ausweichmanöver verzichtet, die auf einem Lenkwinkelsprung basieren. Ohne Einbeziehung des Fahrbahnverlaufs können diese Manöver schließlich nicht berücksichtigen, ob die geplante Ausweichtrajektorie auf fahrbarem Raum verläuft. Weiterhin ist der Mehrobjektfall schwieriger zu beherrschen. Durch einen sprungartigen Ausweichvorgang kann der Fall auftreten, dass zwar die Kollision mit einem Fremdfahrzeug vermieden, jedoch mit einem dritten Verkehrsteilnehmer verursacht wird - ein Aspekt, der besonders an vielbefahrenen Kreuzungen an Bedeutung gewinnt.

Stattdessen wird angenommen, dass sich die Fahrzeuge entlang der Fahrspuren bewegen. Mit dem Verfahren aus Kapitel 4 wird bewertet, welche Abbiegemanöver relevant sind. Für jedes Abbiegemanöver resultiert die Reaktionszeitreserve aus dem Maximum der Brems- und Beschleunigungszeitreserve

$$TTR \approx \max(TTB, TTK). \quad (5.3)$$

Die Berechnung der Zeitreserven TTB und TTK ist Gegenstand des folgenden Abschnitts.

## 5.2 Deterministische Berechnung von Zeitreserven

### 5.2.1 Prädiktionsmodell

Die Grundlage für die Berechnung von Zeitreserven bildet ein Prädiktionsmodell für das zukünftige Verhalten der an einer Situation beteiligten Verkehrsteilnehmer. Als guter Kompromiss zwischen Genauigkeit und Rechenaufwand erweist sich in vielen Fällen die Annahme einer konstant beschleunigten Bewegung. Für die Koordinate  $x$  der Fahrzeugbewegung in Längsrichtung ergibt sich somit die quadratische Bewegungsgleichung

$$x(t) = \frac{1}{2}a_0t^2 + v_0t + x_0. \quad (5.4)$$

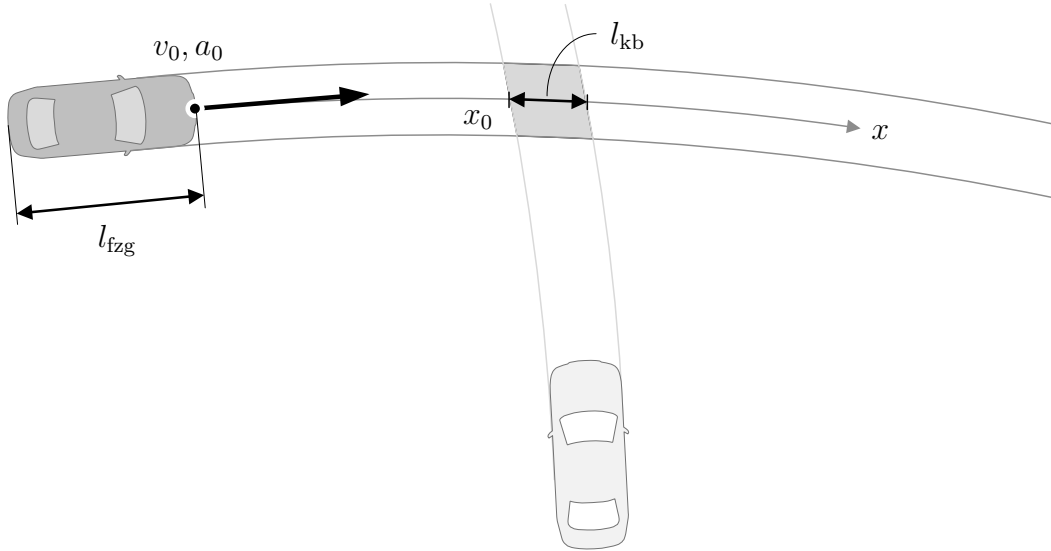
Ist diese Annahme für Ego- und Fremdfahrzeug gleichermaßen sinnvoll? Bei CMS-Systemen wird in der Literatur teilweise kooperatives Verhalten der Fremdfahrzeuge vorausgesetzt, d.h. das Fremdfahrzeug wählt im Falle einer kritischen Situation eine kollisionsvermeidende Trajektorie. Es werden Ausweichmanöver mit Beschleunigungen auf dem Kamm'schen Kreis angenommen (Kämpchen u. a., 2009) oder eine mindestens komfortable Bremsung (-3 bis -6 m/s<sup>2</sup>) vor dem Fahrschlauch des Egofahrzeugs (Hillenbrand, 2007). Diese Annahmen wirken sich positiv auf die Falschwarnwahrscheinlichkeit aus, aber reduzieren auch die Wirksamkeit zur Unfallvermeidung, wenn sich das Fremdfahrzeug nicht derartig kooperativ verhält. Auch die gegenteilige Betrachtung ist anzutreffen: Bei Aoude u. a. (2010) wird eine Trajektorie zur Kreuzungsüberquerung gesucht, die auch dann noch sicher ist, wenn sich das Fremdfahrzeug fehlerhaft verhält oder mutwillig versucht, eine Kollision herbeizuführen. In dieser Arbeit wird ein Mittelweg zwischen diesen Ansätzen gewählt und für vorfahrtsberechtigzte und nicht abbiegende Fremdfahrzeuge dasselbe, konstant beschleunigte Bewegungsmodell angenommen wie für das Egofahrzeug.

### 5.2.2 Zeitlücke

Vor der eigentlichen Berechnung der Zeitreserven wird überprüft, ob eine kritische Situation bevorsteht, wenn die Fahrzeuge ihre Bewegung unverändert fortsetzen. Dazu wird die Zeitlücke  $t_\Delta$  betrachtet, die zwischen dem Zeitpunkt vergeht, an dem ein Fahrzeug voraussichtlich den Konfliktbereich verlassen und das zweite Fahrzeug den Konfliktbereich erreichen wird. Nur wenn der Betrag dieser Zeitlücke klein ist, ist eine Änderung der Bewegung notwendig und es wird eine Reaktion erforderlich - die Voraussetzung dafür, dass die Reaktionszeitreserve TTR definiert ist.

Die Annahme einer konstant beschleunigten Bewegung in Längsrichtung führt für jedes der beiden Fahrzeuge zu der quadratischen Bewegungsgleichung nach (5.4) mit zwei gegebenenfalls komplexwertigen Lösungen. Die Eintrittszeit in den Konfliktbereich  $t_{\text{ein}}$  ist die größere der Lösungen, die die Nebenbedingung  $\dot{x}(0) \geq 0$  erfüllt

$$t_{\text{ein}} = \frac{1}{a_0} \underbrace{\left( -v_0 + \sqrt{v_0^2 + 2a_0 x_0} \right)}_{=: f_t(x_0, v_0, a_0)}. \quad (5.5)$$



**Abbildung 5.1:** Zustände eines Fahrzeugs zur Ermittlung der Zeitlücke  $t_{\Delta}$ .

Dabei bezeichnet  $x_0$  den initialen Abstand der Fahrzeugfront zum Kollisionsbereich (siehe Abbildung 5.1). Die Austrittszeit  $t_{\text{aus}}$  aus dem Konfliktbereich bestimmt sich analog zu  $t_{\text{ein}}$ , mit dem Unterschied, dass der Fahrschlauch des Fremdfahrzeugs nun mit der gesamten Fahrzeuglänge  $l_{fzg}$  durchquert wird. Es bezeichnet  $l_{kb}$  die Strecke, die zusätzlich zu  $x_0$  zurückgelegt werden muss, um den Fahrschlauch des jeweils anderen Fahrzeugs zu verlassen (siehe Abbildung 5.1). Die Austrittszeit ergibt sich dann zu

$$t_{\text{aus}} = f_t(x_{\text{aus}}, v_0, a_0) \quad (5.6)$$

mit

$$x_{\text{aus}} = x_0 + l_{fzg} + l_{kb}. \quad (5.7)$$

Wie groß  $l_{kb}$  ist, hängt davon ab, wie sehr die Bahnkurve des Egofahrzeugs gekrümmt ist und in welchem Winkel sie die Bahn des Fremdfahrzeugs schneidet. Ist die Bahnkurve des Egofahrzeugs ungekrümmt und schneidet diejenige des Fremdfahrzeugs genau rechtwinklig, entspricht  $l_{kb}$  in erster Näherung<sup>25</sup> der Breite des Fremdfahrzeugs. Sind diese Voraussetzungen nicht erfüllt, fällt  $l_{kb}$  größer aus.

Die Zeitlücke  $t_{\Delta}$  ermittelt sich aus den insgesamt vier Ein- und Austrittszeiten beider Fahrzeuge in den Konfliktbereich. Sie wird als Null definiert, wenn sich beide Fahrzeuge zu einem beliebigen zukünftigen Zeitpunkt gleichzeitig im Kollisionsbereich aufhalten. Andernfalls wird sie aus der Differenz aus der Austrittszeit des ersten und der Eintrittszeit des zweiten Fahrzeugs bestimmt. Die Differenz wird hier derart gebildet, dass sie positiv ist, wenn das Egofahrzeug den Konfliktbereich nach dem Fremdfahrzeug erreicht.

Aus der Berechnung der Ein- und Austrittszeiten geht hervor, dass jede der vier betrachteten Zeiten komplexwertig sein kann. Dies entspricht anschaulich gesprochen dem Fall, dass ein Fahrzeug vor oder in dem Konfliktbereich zum Stillstand kommt. Die Zeitlücke

<sup>25</sup> Unter Vernachlässigung des Effekts der sogenannten Schleppkurve oder Traktrix (Erkert u. a., 1989).

$t_\Delta$  ist nur dann definiert, wenn beide Fahrzeuge den Konfliktbereich erreichen, also wenn beide Eintrittszeiten reell sind. Die Austrittszeiten hingegen können komplexwertig sein: Kommt ein Fahrzeug innerhalb des Konfliktbereichs zum Stillstand, ist die Zeitlücke genau dann reell und von Null verschieden, wenn das jeweils andere Fahrzeug den Konfliktbereich verlassen hat, bevor das betrachtete Fahrzeug eintritt. Andernfalls wird  $t_\Delta$  zu Null, ebenso wie für den Fall, dass beide Austrittszeiten komplexwertig sind.

Legt man diese Überlegungen zu Grunde, ergibt sich die Zeitlücke  $t_\Delta$  auf der Definitionsmenge  $\mathbb{D}_{t_\Delta}$  mit folgender Fallunterscheidung

$$t_\Delta = \begin{cases} t_{\text{ego,ein}} - t_{\text{obj,aus}}, & \text{wenn } t_{\text{obj,aus}} \in \mathbb{R}, t_{\text{ego,ein}} > t_{\text{obj,aus}} \\ t_{\text{ego,aus}} - t_{\text{obj,ein}}, & \text{wenn } t_{\text{ego,aus}} \in \mathbb{R}, t_{\text{obj,ein}} > t_{\text{ego,aus}} \\ 0, & \text{sonst,} \end{cases} \quad (5.8)$$

$$\mathbb{D}_{t_\Delta} = \left\{ \{t_{\text{ego,ein}}, t_{\text{obj,ein}}\} \in \mathbb{R}^2, \{t_{\text{ego,aus}}, t_{\text{obj,aus}}\} \in \mathbb{C}^2 \right\}.$$

Durch den Vergleich des Betrags der Zeitlücke mit einem Schwellwert  $t_{\Delta,\min} \geq 0$  kann geprüft werden, ob die beiden Fahrzeuge auf Kollisionskurs sind und somit die Reaktionszeitreserve TTR definiert ist

$$|t_\Delta| \leq t_{\Delta,\min} \Rightarrow \text{TTR} \in \mathbb{R}. \quad (5.9)$$

Der Definitionsbereich der TTR lautet also

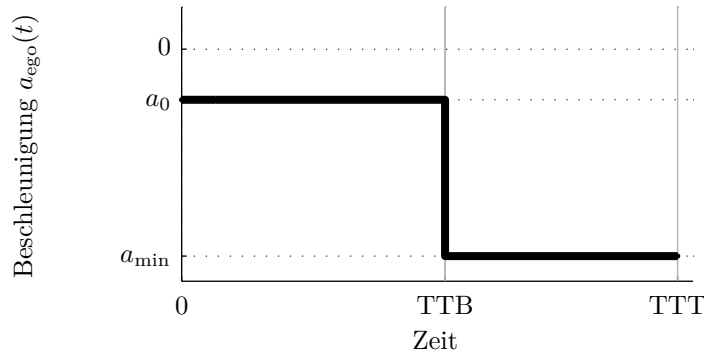
$$\mathbb{D}_{\text{TTR}} = [t_\Delta - t_{\Delta,\min}, t_\Delta + t_{\Delta,\min}]. \quad (5.10)$$

An dieser Stelle wäre problemlos eine abweichende Parametrierung der oberen und unteren Intervallgrenzen der Zeitlücke denkbar. Dies ist beispielsweise dann sinnvoll, wenn nachgewiesen wird, dass menschliche Fahrer unterschiedliche Zeitlücken akzeptieren, je nachdem ob sie den Konfliktbereich vor oder nach dem Fremdfahrzeug passieren. Aus Gründen der Übersichtlichkeit wird im Folgenden jedoch eine einheitliche Intervallgrenze  $t_{\Delta,\min}$  verwendet.

### 5.2.3 Bremszeitreserve

Die Bremszeitreserve TTB resultiert aus der Frage, wie viel Zeit bis zu dem letztmöglichen Zeitpunkt verbleibt, an dem eine Kollision noch durch Bremsen vermieden werden kann. Den Ausführungen von Hillenbrand (2007) folgend, wird die Bewegung dazu in zwei Abschnitte aufgeteilt: Zunächst wird die aktuelle Bewegung unverändert mit konstanter Beschleunigung fortgesetzt, ebenso wie bei der Berechnung der Zeitlücke. Zu dem Zeitpunkt TTB setzt dann ein Bremsvorgang mit der konstanten Verzögerung  $a_{\min}$  ein, wodurch sich folgender Beschleunigungsverlauf ergibt (siehe auch Abbildung 5.2)

$$a_{\text{ego}}(t) = \begin{cases} a_0 & 0 \leq t < \text{TTB} \\ a_{\min} & \text{TTB} \leq t < \text{TTT}, \end{cases} \quad (5.11)$$



**Abbildung 5.2:** Beschleunigungsprofil zur Berechnung von  $TTB_{CA}$ .

mit den zu bestimmenden Unbekannten  $TTB$  und dem Zeitpunkt des Erreichens des Konfliktbereichs  $TTT$ <sup>26</sup>.

Durch Integration führt dies zu dem abschnittsweise definierten Verlauf der Geschwindigkeit

$$v_{ego}(t) = v_0 + \int a_{ego}(\tau) d\tau = \begin{cases} v_{ego,A}(t) & 0 \leq t < TTB \\ v_{ego,B}(t) & TTB \leq t < TTT, \end{cases} \quad (5.12)$$

und der Ortskoordinate in Längsrichtung

$$x_{ego}(t) = \int v_{ego}(\tau) d\tau = \begin{cases} x_{ego,A}(t) & 0 \leq t < TTB \\ x_{ego,B}(t) & TTB \leq t < TTT, \end{cases} \quad (5.13)$$

mit

$$x_{ego,A}(t) = \frac{1}{2} a_0 t^2 + v_0 t \quad (5.14)$$

$$x_{ego,B}(t) = \frac{1}{2} a_{min} (t - TTB)^2 + v_{ego,A}(TTB)(t - TTB) + x_{ego,A}(TTB). \quad (5.15)$$

Aus der Forderung, dass das Fahrzeug vor dem Konfliktbereich zum Stillstand kommt, ergeben sich zwei Bestimmungsgleichungen für die beiden Unbekannten  $TTB$  und  $TTT$

$$x_{ego}(TTT) \stackrel{!}{=} x_0 \quad (5.16)$$

$$v_{ego}(TTT) \stackrel{!}{=} 0. \quad (5.17)$$

Dabei ist  $x_0$  der initiale Abstand des Egofahrzeugs zum Konfliktbereich, siehe Abbildung 5.1. Für das Problem existiert eine geschlossene Lösung<sup>27</sup>

$$TTB = \frac{1}{a_0} \left( -v_0 + \sqrt{\left( \frac{a_{min}}{a_{min} - a_0} \right) (v_0^2 + 2a_0 x_0)} \right) \quad (5.18)$$

$$TTT = \frac{1}{a_{min}} (TTB(a_{min} - a_0) - v_0). \quad (5.19)$$

<sup>26</sup> Time-to-touch

<sup>27</sup> Die Betrachtungen beschränken sich auf die regulären Fälle. Sonderfälle, z.B. wenn das Fahrzeug bereits stärker als  $a_{min}$  verzögert, werden in Hillenbrand u. a. (2005) ausführlich diskutiert.

Für den Sonderfall  $a_0 = 0$  entspricht der Zeitverlauf von  $x_{\text{ego},A}$  einer Geraden und stellt somit eine degenerierte Parabel dar. Daher ergibt sich mit separater Herleitung

$$\text{TTB} = \frac{1}{v_0} \left( \frac{v_0^2}{2a_{\min}} + x_0 \right). \quad (5.20)$$

Die bisherigen Überlegungen gehen davon aus, dass die Kollision vermieden wird, indem das Egofahrzeug vor dem Kollisionsbereich zum Stehen kommt. Es kann jedoch auch ein Bremsmanöver zur Kollisionsvermeidung ausreichen, das die Geschwindigkeit nicht auf null reduziert. Dieser Fall tritt dann ein, wenn das Fremdfahrzeug den Konfliktbereich bereits wieder verlassen hat, bevor das Egofahrzeug zum Stillstand gekommen ist. Um dies zu prüfen, wird mit Hilfe des Bewegungsmodells aus Abschnitt 5.2.1 der Zeitpunkt  $\text{TTD}$ <sup>28</sup> bestimmt, an dem das Fremdfahrzeug voraussichtlich in vollem Umfang den Fahrschlauch des Egofahrzeugs verlassen wird, erhöht um die Mindestzeitlücke

$$\text{TTD} = t_{\text{obj,aus}} + t_{\Delta,\min}. \quad (5.21)$$

Unter der Voraussetzung, dass  $\text{TTD} < \text{TTT}$ , mit  $\text{TTT}$  nach (5.19), lautet die Forderung zur Bestimmung der TTB

$$x_{\text{ego}}(\text{TTD}) \stackrel{!}{=} x_0, \quad (5.22)$$

mit der Lösung

$$\text{TTB} = \text{TTD} - \sqrt{\frac{-a_0 \text{TTD}^2 - 2v_0 \text{TTD} + 2x_0}{a_{\min} - a_0}} \quad (5.23)$$

$$\text{TTT} = \text{TTD}. \quad (5.24)$$

Es ergeben sich somit drei unterschiedliche Formeln zur Bestimmung der TTB. Algorithmus 1 fasst das verwendete Vorgehen zur Berechnung der Bremszeitreserve zusammen. Da es auf einem Modell konstanter Beschleunigung beruht, wird es zur Unterscheidung von weiteren Ansätzen im Folgenden als  $\text{TTB}_{\text{CA}}$  bezeichnet.

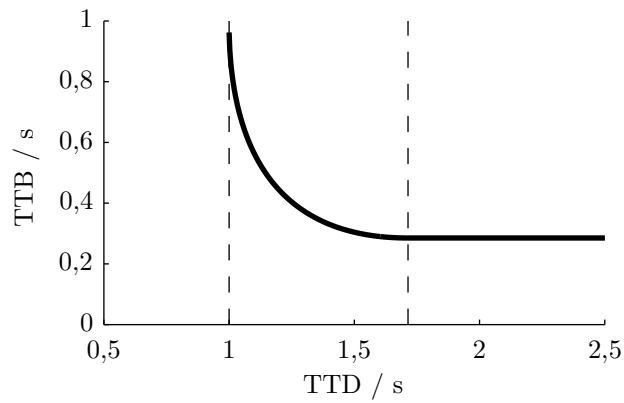
Abbildung 5.3 zeigt die daraus resultierende Abhängigkeit der TTB von Austrittszeit des Querverkehrs für einen unveränderten Zustand des Egofahrzeugs  $x_0, v_0, a_0$ . Es ergeben sich drei zeitliche Bereiche (von links nach rechts)

- Das Fremdfahrzeug verlässt den Fahrschlauch, bevor das Egofahrzeug den Konfliktbereich erreicht. Somit ist kein Bremsen erforderlich,  $\text{TTB} = \infty$ .
- Das Egofahrzeug bremst, so dass es den Konfliktbereich mit einer Geschwindigkeit größer null erreicht,  $\text{TTB} := (5.23)$ .
- Das Egofahrzeug bremst und kommt vor dem Konfliktbereich zum Stehen,  $\text{TTB} := (5.18)$ .

---

<sup>28</sup> Time-to-disappear





**Abbildung 5.3:** Abhängigkeit der Bremszeitreserve TTB von der Austrittszeit des Querverkehrs TTD.

---

**Algorithmus 1**  $f_{\text{TTB,CA}}$ , BERECHNUNG VON  $\text{TTB}_{\text{CA}}$  MIT CA MODELL

---

**Eingabe:** Dynamik des Egofahrzeugs  $x_0, v_0, a_0$ , Austrittszeit des Querverkehrs TTD.

**Ausgabe:**  $\text{TTB}_{\text{CA}}$

**if**  $a_0 \neq 0$  **then**

$\text{TTB} \leftarrow (5.18)$

**else**

$\text{TTB} \leftarrow (5.20)$ .

**end if**

$\text{TTT} \leftarrow (5.19)$ .

**if**  $\text{TTT} < \text{TTD}$  **then**

$\text{TTB} \leftarrow (5.23)$ .

**end if**

$\text{TTB}_{\text{CA}} \leftarrow \text{TTB}$

---

▷ Verzögerung bis in den Stillstand notwendig?

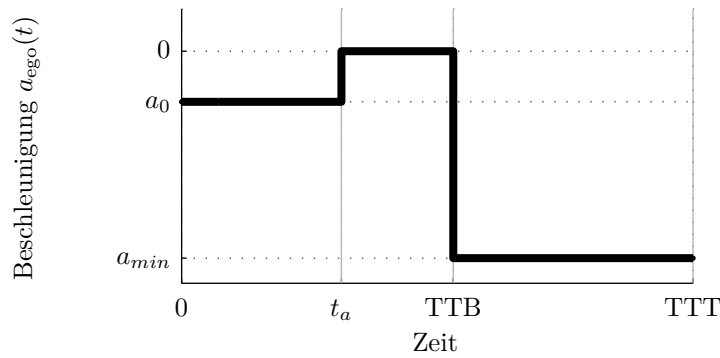


Abbildung 5.4: Beschleunigungsprofil zur Berechnung von  $TTB_{ko}$ .

Die Annahme der konstant beschleunigten Bewegung während des Zeitraums  $[0, TTB]$  wird nun aus zwei Gründen erweitert. Zum einen gewinnt die Beschleunigungsmessung und der damit verbundene Messfehler mit zunehmender Prädiktionsdauer an Einfluss auf die geschätzte Ankunftszeit an einem gegebenen Ziel. Zum anderen stellt sich die Frage, ob die Annahme einer konstanten Beschleunigung das charakteristische Fahrerverhalten im Kreuzungsbereich mit aufeinanderfolgenden Brems- und Beschleunigungsvorgängen hinreichend gut abbildet. Eine typische Anfahrt auf einem wartepflichtigen Kreuzungsarm besteht schließlich zunächst aus einer Reduktion der Geschwindigkeit, gefolgt von einem Beschleunigungsvorgang, sobald sich der Fahrer zur Durchfahrt entschieden hat.

Als einfache Alternative wird deshalb die Phase konstanter Beschleunigung auf ein Zeitintervall  $t_a$  begrenzt. Diese Annahme stützt sich auf die Heuristik, dass mit zunehmender Prädiktionsdauer ohne weitere Situationskenntnisse die plausibelste Annahme eine Beschleunigung von Null ist. Nach dem Zeitpunkt  $t_a$  wird eine Bewegung mit konstanter Geschwindigkeit angenommen, bis zum Zeitpunkt  $TTB$  wie gehabt die Bremsung einsetzt. Das führt zu dem nachfolgend definierten Beschleunigungsverlauf (siehe auch Abbildung 5.4)

$$a_{ego}(t) = \begin{cases} a_0 & 0 \leq t < t_a \\ 0 & t_a \leq t < TTB \\ a_{min} & TTB \leq t < TTT. \end{cases} \quad (5.25)$$

Die so ermittelte Bremszeitreserve basiert auf einem kombinierten CA/CV Modell für die Phase der unveränderten Bewegung und wird im Folgenden als  $TTB_{ko}$  bezeichnet. In Algorithmus 2 ist das Vorgehen zur Berechnung von  $TTB_{ko}$  zusammengefasst, das auf die Methoden zur Berechnung von  $TTB_{CA}$  zurückgreift.

In Abschnitt 6.2.3 werden die beiden Berechnungsmethoden  $TTB_{CA}$  und  $TTB_{ko}$  auf Fahrdaten angewendet und hinsichtlich ihrer Eignung verglichen, den Anhaltewunsch menschlicher Fahrer zu erkennen.

---

**Algorithmus 2** BERECHNUNG VON  $TTB_{ko}$  MIT KOMBINIERTEM CA/CV MODELL

---

**Eingabe:** Dynamik des Egofahrzeugs  $x_0, v_0, a_0$ , Austrittszeit des Querverkehrs TTD.

**Ausgabe:**  $TTB_{ko}$

```

TTB  $\leftarrow$   $f_{TTB,CA}(x_0, v_0, a_0, TTD)$      $\triangleright$  Berechnung mit CA Modell nach Algorithmus 1
if  $TTB > t_a$  then
     $v_a \leftarrow a_0 t_a + v_0$                  $\triangleright$  Prädiktion mit CA Modell um  $t_a$ 
     $x_a \leftarrow x_0 - (a_0 t_a^2 + v_0 t_a)$ 
     $TTD_a \leftarrow TTD - t_a$ 
     $TTB \leftarrow f_{TTB,CA}(x_a, v_a, 0, TTD_a) + t_a$      $\triangleright$  Berechnung mit CV Modell
end if
 $TTB_{ko} \leftarrow TTB$ 

```

---

### 5.2.4 Beschleunigungszeitreserve

Die Beschleunigungszeitreserve  $TTK^{29}$  ergibt sich aus der Zeit, die verbleibt, bis eine Kollision gerade noch durch Beschleunigen vermieden werden kann. Die Berechnung weist Gemeinsamkeiten mit der Bestimmung der Bremszeitreserve auf, allerdings auch einige Unterschiede.

Zum einen kann die Forderung des Stillstands vor dem Konfliktbereich in (5.16) und (5.17) aus naheliegenden Gründen fallen gelassen werden. Es verbleibt die Forderung, dass das Egofahrzeug den Konfliktbereich verlassen hat, bevor das Fremdfahrzeug zum Zeitpunkt  $TTE^{30}$  in diesen eintritt

$$x_{ego}(TTE) \stackrel{!}{=} x_{aus}. \quad (5.26)$$

Die Strecke, die das Egofahrzeug zurück legen muss, um den Fahrschlauch mit der gesamten Fahrzeuglänge zu verlassen, wird mit  $x_{aus}$  bezeichnet (siehe auch (5.7)). Die Eintrittszeit wird um die Mindestzeitlücke vermindert

$$TTE = t_{obj,ein} - t_{\Delta,min}. \quad (5.27)$$

Zum anderen besitzt die maximal mögliche Beschleunigung  $a_{max}$  unterschiedliche Eigenschaften wie die maximale Bremsverzögerung  $a_{min}$ : Sie hängt im Wesentlichen von der Motorleistung und der aktuellen Geschwindigkeit ab. Für die Modellierung des mit der Geschwindigkeit abnehmenden Beschleunigungsvermögens kann auf das einfache und zugleich aussagekräftige Modell von Althoff (2010) zurück gegriffen werden. Aufgrund der Geschwindigkeitsabhängigkeit von  $a_{max}$  lässt sich TTK dann nicht mehr durch eine geschlossene Lösung ermitteln und es muss zur Lösung von (5.26) auf numerische Methoden zurück gegriffen werden. Diese konvergieren in der Regel innerhalb weniger Iterationen (Hillenbrand, 2007). Wird die Vereinfachung getroffen, dass  $a_{max}$  konstant ist, ergibt sich

---

<sup>29</sup> Erstmals verwendet bei Hillenbrand (2007).

<sup>30</sup> Time-to-entry

die geschlossene Lösung

$$\text{TTK} = \text{TTE} - \sqrt{\frac{-a_0 \text{TTE}^2 - 2v_0 \text{TTE} + 2x_{\text{aus}}}{a_{\text{max}} - a_0}}. \quad (5.28)$$

Damit sind die Grundlagen zur deterministischen Kritikalitätsbewertung gelegt. Bevor der probabilistische Fall betrachtet wird, werden zunächst einige wichtige Methoden beschrieben, die für die weiteren Betrachtungen benötigt werden.

### 5.3 Approximation von Wahrscheinlichkeitsverteilungen

Wie im weiteren Verlauf der Arbeit noch deutlich wird, besteht bei der probabilistischen Bewertung der Zeitreserven mehrmals die Notwendigkeit, eine Wahrscheinlichkeitsverteilung  $\mathbf{p}(\mathbf{y})$  zu bestimmen, die aus der Transformation einer bekannten Verteilung  $\mathbf{p}(\mathbf{x})$  durch eine Funktion  $\mathbf{y} = \mathbf{f}(\mathbf{x})$  resultiert. Häufig ist die ursprüngliche Verteilung als Normalverteilung gegeben, so beispielsweise auch bei der Sensordatenfusion (siehe Kapitel 2)

$$\mathbf{p}(\mathbf{x}) = \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}). \quad (5.29)$$

Für den Fall einer linearen Funktion der Art  $\mathbf{f}(\mathbf{x}) = \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{b}$  bestimmt sich die Lösung vergleichsweise einfach. Die transformierte Verteilung ist dann ebenfalls normalverteilt (Bamberg u. a., 2012)

$$\mathbf{p}(\mathbf{y}) = \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}_y, \boldsymbol{\Sigma}_y). \quad (5.30)$$

Der Erwartungswert  $\boldsymbol{\mu}_y$  und die Kovarianzmatrix  $\boldsymbol{\Sigma}_y$  lassen sich durch einfache Matrix- und Vektoroperationen aus den Parametern der ursprünglichen Verteilung bestimmen

$$\boldsymbol{\mu}_y = \mathbf{A}\boldsymbol{\mu} + \mathbf{b} \quad (5.31)$$

$$\boldsymbol{\Sigma}_y = \mathbf{A}\boldsymbol{\Sigma}\mathbf{A}^T. \quad (5.32)$$

Für den allgemeinen Fall einer nichtlinearen Funktion  $\mathbf{f}(\mathbf{x})$  ist dieses Vorgehen nicht mehr anwendbar. Eine vergleichbare Fragestellung wurde bereits beim Extended-Kalman-Filter in Abschnitt 2.1.2 behandelt. Die Nichtlinearität resultiert bei dem betrachteten Positionfilter u.a. aus den Winkelfunktionen des Bewegungsmodells. Der Ansatz des EKFs besteht darin, die Systemgleichungen  $\mathbf{f}(\mathbf{x})$  um den Erwartungswert zu linearisieren, um so wieder eine lineare Transformation zu erhalten.

Dieses Vorgehen birgt jedoch einige Nachteile: Zum einen ist eine Linearisierung in vielen Fällen nicht möglich, z.B. wenn  $\mathbf{f}(\mathbf{x})$  nicht kontinuierlich ist, Singularitäten aufweist oder als Look-Up Tabelle vorliegt. Zum anderen ist die algebraische Linearisierung bei komplizierten Funktionen in der Praxis häufig mühsam und eine schwer zu überprüfende Quelle von Fehlern. Dies ist auch der Fall bei der Berechnung der Zeitreserven aus dem vorausgegangenem Abschnitt. Nicht zuletzt kann bei beliebigen, nichtlinearen Funktionen nicht garantiert werden, dass die Linearisierung um den Erwartungswert eine gute Näherung der Nichtlinearität darstellt.

Abhilfe schafft die Approximation der Momente der transformierten Verteilung - eine Methode, die viele Gemeinsamkeiten mit der Unscented Transformation (UT) aufweist. Der Grundgedanke der UT lautet, in Anlehnung an Julier u. Uhlmann (2004)

„Es ist oftmals einfacher eine Wahrscheinlichkeitsverteilung zu approximieren, als eine beliebige, nichtlineare Transformation.“

Die UT genießt weite Verbreitung in vielen technischen Anwendungen, beispielsweise beim Unscented Kalman Filter, einer Abwandlung des EKF. Bei Lerner (2002) findet sich eine elegante Herleitung, die Erweiterungen der UT wesentlich erleichtert.

Betrachten wir eine skalare Funktion  $f(\mathbf{x})$  mit einem weiterhin vektorwertigen Argument  $\mathbf{x}$ . In der Statistik werden Momente verwendet, um die Eigenschaften beliebiger Verteilungen zu charakterisieren. Die ersten drei Momente der Transformation von  $p(\mathbf{x})$  durch die Funktion  $f(\mathbf{x})$  lauten

$$m_1 = \mathbb{E}(y) = \int_{-\infty}^{\infty} f(\mathbf{x})p(\mathbf{x})d\mathbf{x} \quad (5.33)$$

$$m_2 = \mathbb{E}(y^2) = \int_{-\infty}^{\infty} f^2(\mathbf{x})p(\mathbf{x})d\mathbf{x} \quad (5.34)$$

$$m_3 = \mathbb{E}(y^3) = \int_{-\infty}^{\infty} f^3(\mathbf{x})p(\mathbf{x})d\mathbf{x}. \quad (5.35)$$

Höhere Momente ergeben sich in analoger Weise und machen die Integration über zunehmende Potenzen von  $f(\mathbf{x})$  erforderlich.

Bei den vorliegenden Integralen handelt es sich um mehrdimensionale Integrale über den Vektor der mit Unsicherheiten behafteten Zustände  $\mathbf{x}$ . Aus den ersten drei Momenten lassen sich Erwartungswert  $\mu_y$ , Varianz  $\sigma_y^2$  und Schiefe  $\nu_y$  bestimmen, welche auch als die ersten drei *zentralen* Momente bezeichnet werden

$$\mu_y = \mathbb{E}(y) \quad (5.36)$$

$$\sigma_y^2 = \mathbb{E}(y^2) - \mu_y^2 \quad (5.37)$$

$$\nu_y = \sigma_y^{-3} \left( \mathbb{E}(y^3) - 3\sigma_y^2\mu_y - \mu_y^3 \right). \quad (5.38)$$

Diese Größen ermöglichen es, die Parameter einer einfacheren Verteilung  $p(\bar{y})$  zu bestimmen, welche die wahre Verteilung  $p(y)$  approximiert. In vielen Fällen ist eine Normalverteilung für diesen Zweck ausreichend. Dann kann auf die Berechnung des dritten Moments verzichtet werden und es ergibt sich

$$p(\bar{y}) = \mathcal{N}(\mu_y, \sigma_y^2). \quad (5.39)$$

Wenn eine genauere Charakterisierung von  $p(y)$  benötigt wird, z.B. weil die Funktion  $f(\mathbf{x})$  einen ausgeprägten nichtlinearen Charakter aufweist, ist ein Schätzwert für die Schiefe  $\nu_y$  der Verteilung von Nutzen. Die Schiefe kann anschaulich als ein Maß für die Abweichung einer Verteilung von einer symmetrischen Verteilung interpretiert werden. Eine mögliche Wahl für die approximierende Verteilung  $p(\bar{y})$  stellt dann die schiefe Normalverteilung dar (Azzalini, 2013). Diese Verteilung besitzt drei Parameter, die sich aus den ersten drei zentralen Momenten bestimmen lassen.

Die vorausgegangenen Betrachtungen zeigen, dass die Approximation einer Wahrscheinlichkeitsdichte, die aus der Transformation einer bekannten Verteilung resultiert, auf ein Integrationsproblem zurückgeführt werden kann. Eine geschlossene Lösung der Integrale wird in Anbetracht der in vielen Fällen recht komplizierten Integranden nicht weiter angestrebt. Stattdessen werden effiziente Methoden zur numerischen Integration angewendet, von welchen die Gauß-Quadratur aufgrund ihrer besonderen Eignung für das vorliegende Problem näher betrachtet wird. Dazu wird zunächst die Approximation eindimensionaler Integrale untersucht und darauf aufbauend die Erweiterung auf den mehrdimensionalen Fall vorgenommen.

### 5.3.1 Eindimensionale Quadratur

Die eindimensionale Gauß-Quadratur bestimmt Integrale der Form

$$I = \int_{\Omega} w(x) f(x) dx \quad (5.40)$$

über das Integrationsintervall  $\Omega$ . Der Integrand setzt sich aus dem Produkt aus einer nichtlinearen Funktion  $f(x)$  und einer Gewichtungsfunktion  $w(x)$  zusammen. Das Integral  $I$  wird aus der Summe über  $n$  gewichtete Auswertungen von  $f(x)$  an den Stützstellen  $x_i$  approximiert

$$I \approx \sum_{i=1}^n w_i f(x_i). \quad (5.41)$$

Die  $n$  Stützstellen  $x_i$  und Gewichte  $w_i$  werden so gewählt, dass die Integration exakt ist, wenn  $f(x)$  einem Polynom der Ordnung  $2n - 1$  oder niedriger entspricht. Diese Forderung führt zu einem nichtlinearen Gleichungssystem mit  $2n$  Gleichungen für die Unbekannten  $x_i$  und  $w_i$ , dessen im Allgemeinen nicht-triviale Lösung mit Hilfe von orthogonalen Polynomen gelingt (Atkinson, 1978). Für viele Probleme ist dies nicht mehr notwendig, da vorberechnete Lösungen für  $x_i$  und  $w_i$  in Tabellen nachgeschlagen werden können, z.B. bei Abramowitz u. Stegun (2012).

Alternative Integrationsverfahren zur Gauß-Quadratur sind vom Newton-Cotes Typ, wie z.B. die bekannte Trapez- oder Simpson-Regel. Diese unterscheiden sich von der Gauß-Quadratur im Wesentlichen dahingehend, dass die Lage der Stützstellen  $x_i$  vorgegeben ist: Sie werden äquidistant im Integrationsintervall verteilt. Die Gauß-Quadratur besitzt eine Reihe von Vorteilen gegenüber Verfahren dieses Typs. Zum einen können mit Newton-Cotes Verfahren Polynome nur bis zu einer Ordnung von  $n$  (wenn  $n$  gerade ist) bzw.  $n - 1$  (wenn  $n$  ungerade ist) exakt integriert werden. Des Weiteren verhalten sich die Verfahren unterschiedlich, wenn Funktionen betrachtet werden, die nicht aus der Klasse der Polynome stammen. Ist  $f(x)$  auf dem Integrationsintervall kontinuierlich und reell, kann gezeigt werden, dass die Gauß-Quadratur mit steigender Anzahl an Stützstellen gegen den tatsächlichen Wert des Integrals konvergiert - eine Eigenschaft, die für Newton-Cotes Verfahren nicht gilt (Atkinson, 1978). Nicht zuletzt gilt das Newton-Cotes Verfahren nur für Integrale mit  $w(x) \equiv 1$ , während die Gauß-Quadratur für spezifische Gewichtungsfunktionen besonders effizient ist, wie im Weiteren deutlich wird.

Bezeichnung	$\Omega$	$w(x)$
Gauß-Legendre	$[-1, 1]$	1
Gauß-Laguerre	$[0, \infty)$	$e^{-x}$
Gauß-Hermite	$(-\infty, \infty)$	$e^{-x^2}$

**Tabelle 5.1:** Verschiedene Arten der Gauß-Quadratur

Für bestimmte Kombinationen aus Gewichtungsfunktion  $w(x)$  und Integrationsintervall  $\Omega$  existieren spezielle Ausprägungen der Gauß-Quadratur (siehe Tabelle 5.1). Kann ein Problem in eine dieser Formen überführt werden, ist die Verwendung der Gauß-Quadratur besonders vorteilhaft. Dadurch ist es möglich, Integrale der Form (5.40) mit der genannten Genauigkeit zu bestimmen, ohne die Gewichtungsfunktion  $w(x)$  auszuwerten.

Die Integrale zur Bestimmung der Momente in (5.33)-(5.35) verwenden die Normalverteilung als Gewichtungsfunktion. Vergleicht man die Standardintegrale in Tabelle 5.1 mit den Momentenintegralen, wird ersichtlich, dass die Gauß-Hermite Quadratur Gemeinsamkeiten mit dem vorliegenden Problem hat: Das Integrationsintervall ist identisch und die Gewichtungsfunktion besitzt Ähnlichkeiten mit der Standardnormalverteilung

$$\mathcal{N}(0,1) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}x^2}. \quad (5.42)$$

Tatsächlich lassen sich für die Gewichtungsfunktion  $\mathcal{N}(0,1)$  eigene Quadraturregeln ableiten. Dazu wird die Substitution  $s = \frac{x}{\sqrt{2}}$  angewendet und das Integral so in die Form der Gauß-Hermite Quadratur gebracht

$$\begin{aligned} \int_{-\infty}^{\infty} f(x) \mathcal{N}(0,1) dx &= \frac{1}{\sqrt{\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} f(\sqrt{2}s) e^{-s^2} ds \\ &\approx \frac{1}{\sqrt{\pi}} \sum_{i=1}^n w_i f(\sqrt{2}x_i). \end{aligned} \quad (5.43)$$

Die Stützstellen  $x_i^{SN}$  und Gewichte  $w_i^{SN}$  für die Integration mit der Standardnormalverteilung als Gewichtungsfunktion ergeben sich somit aus den Stützstellen  $x_i^{GH}$  und Gewichten  $w_i^{GH}$  der Gauß-Hermite Quadratur nach

$$x_i^{SN} = \sqrt{2} x_i^{GH} \quad (5.44)$$

$$w_i^{SN} = \frac{1}{\sqrt{\pi}} w_i^{GH}. \quad (5.45)$$

Für den Fall  $n = 2$  lauten diese beispielsweise  $w_1^{SN} = w_2^{SN} = 0,5$ ,  $x_1^{SN} = -1$  und  $x_2^{SN} = 1$ . Die Erweiterung der Gauß-Hermite Quadratur auf die allgemeine Normalverteilung  $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$  ist der Gegenstand von Abschnitt 5.3.2, ebenso wie die Integration über mehr als einer Veränderlichen.

Nicht für jede Funktion erzielt die Gauß-Hermite Quadratur optimale Ergebnisse. Wie im weiteren Verlauf deutlich wird, ist dies dann der Fall, wenn die Funktion  $f(x)$  nicht vollständig auf  $\mathbb{R}$  definiert ist. Für den halbseitig beschränkten Definitionsbereich  $[a, \infty)$  kann

dann beispielsweise die folgende Umformung auf die Gauß-Laguerre Quadratur vorteilhaft sein (Davis u. Rabinowitz, 1975)

$$\begin{aligned} \int_a^\infty f(x) \mathcal{N}(\mu, \sigma^2) dx &= \int_a^\infty e^{-x} \underbrace{f(x) e^x \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)}_{\tilde{f}(x)} dx \\ &\approx e^{-a} \sum_{i=1}^n w_i^{GL} \tilde{f}(x_i^{GL} + a). \end{aligned} \quad (5.46)$$

Dabei bezeichnen  $w_i^{GL}$  und  $x_i^{GL}$  die Gewichte und Stützstellen der Gauß-Laguerre Quadratur. Eine analoge Umformung kann für den Fall eines beidseitig beschränkten Definitionsbereichs mit Hilfe der Gauß-Legendre Quadratur vorgenommen werden. In beiden Fällen wird ersichtlich, dass die integrierte Funktion  $\tilde{f}(x)$  neben der ursprünglichen Funktion  $f(x)$  zusätzlich die Auswertung einer Exponentialfunktion erforderlich macht. Anschaulich gesprochen wird ein Wechsel des Integrationsverfahrens zunehmend sinnvoller, je weiter sich eine oder beide Grenzen des Definitionsbereichs dem Erwartungswert  $\mu$  annähern.

### 5.3.2 Mehrdimensionale Quadratur

Im mehrdimensionalen Fall  $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^d$  können die Stützstellen durch mehrfaches Anwenden der eindimensionalen Quadraturregeln gitterartig verteilt werden. Im vorausgegangenen Abschnitt wurde die Standardnormalverteilung  $\mathcal{N}(0,1)$  als Gewichtungsfunktion verwendet. Mit der folgenden Umformung ist die Erweiterung auf eine allgemeine, mehrdimensionale Normalverteilung  $\mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$  möglich.

**Satz 1** *Es sei  $p_1(\mathbf{x}) = \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$  und  $p_0(\mathbf{x}) = \mathcal{N}(\mathbf{0}, \mathbf{I})$ . Weiter sei  $\mathbf{A}$  eine quadratische Matrix, welche  $\mathbf{A}\mathbf{A}^T = \boldsymbol{\Sigma}$  erfüllt. Dann gilt*

$$\int_{-\infty}^{\infty} p_1(\mathbf{x}) f(\mathbf{x}) d\mathbf{x} = \int_{-\infty}^{\infty} p_0(\mathbf{x}) f(\mathbf{A}\mathbf{x} + \boldsymbol{\mu}) d\mathbf{x}. \quad (5.47)$$

Der Beweis erfolgt mittels Substitution und findet sich bei Lerner (2002). Die für den Satz benötigte Matrix  $\mathbf{A}$  lässt sich mit der Cholesky-Zerlegung aus der Kovarianzmatrix  $\boldsymbol{\Sigma}$  berechnen, wenn diese symmetrisch und positiv definit ist.

Bei der mehrdimensionalen Gauß-Quadratur wird die Funktion an  $n^d$  Stellen ausgewertet. Der Aufwand steigt somit exponentiell mit der Dimension  $d$  des Zustandsvektors an. Eine Alternative, die diesen sogenannten *Fluch der Dimension* vermeidet, ist die Methode der exakten Monome (Davis u. Rabinowitz, 1975). Ein *Monom* der Dimension  $d$  ergibt sich aus dem Produkt der potenzierten Zustände  $\prod_{i=1}^d x_i^{\alpha_i}$ . Es besitzt die Ordnung  $p$ , wenn die Summe der ganzzahligen, nicht negativen Exponenten nach oben durch  $p$  beschränkt ist:  $\sum_{i=1}^d \alpha_i \leq p$ . Ein *Integrationsverfahren* besitzt den Exaktheitsgrad  $p$ , wenn damit alle Monome der Ordnung  $p$  und kleiner exakt integriert werden können.

Quadraturverfahren mit exakten Monomen sind bei vollständig symmetrischen Gewichtungsfunktionen anwendbar - eine Voraussetzung, die von  $\mathcal{N}(\mathbf{0}, \mathbf{I})$  erfüllt wird. Auch die



Stützpunkte besitzen eine Symmetrie und werden symmetrisch um den Ursprung angeordnet. Eine Möglichkeit besteht darin, diese auf den Koordinatenachsen an der Stelle  $\pm u$  zu platzieren. Der Generator-Notation von Lerner (2002) folgend, wird für diese Punktmenge die abkürzende Schreibweise eingeführt

$$\begin{aligned} [\pm u] &= \{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_{2d}\} \\ &= \{(+u, 0, \dots)^T, (-u, 0, \dots)^T, (0, +u, \dots)^T, \dots, (0, \dots, 0, -u)^T\}. \end{aligned} \quad (5.48)$$

Als Beispiel wird nun eine Integrationsregel mit Exaktheitsgrad 3 betrachtet, welche  $2d+1$  Punkte verwendet. Zusätzlich zu den Stützstellen  $[\pm u]$  wird die Funktion im Ursprung ausgewertet. Dann ergibt sich das Quadraturverfahren

$$\int_{-\infty}^{\infty} \mathcal{N}(\mathbf{0}, \mathbf{I}) f(\mathbf{x}) d\mathbf{x} = w_0 f(\mathbf{0}) + w_1 \sum_{i=1}^{2d} f([\pm u]) \quad (5.49)$$

mit den Gewichten  $w_0 = 1 - \frac{d}{u^2}$  und  $w_1 = \frac{1}{2u^2}$  (Lerner, 2002). Diese Regel stimmt mit dem gebräuchlichen Fall der UT überein (Julier u. Uhlmann, 2004). Verfahren mit Exaktheitsgrad 5, 7 und 9 sind bei McNamee u. Stenger (1967) zu finden.

Der freie Parameter  $u$  verdient besondere Beachtung: Er legt fest, wie nahe oder fern die Stützstellen um den Erwartungswert verteilt sind. Diese Parametrierung wird im Kontext der UT auch als skalierte UT bezeichnet (Julier, 2002). Für eine beliebige, nichtlineare Funktion lässt sich in der Regel keine eindeutige, beste Wahl für  $u$  bestimmen. Damit kann der zusätzliche Freiheitsgrad genutzt werden, um die Nähe der Stützpunkte zum Mittelwert zu skalieren. Diese Möglichkeit ist dann hilfreich, wenn  $f(\mathbf{x})$  nur auf einem beschränkten Bereich definiert ist. Wird  $u$  geeignet gewählt, kann vermieden werden, dass die Stützstellen außerhalb des Definitionsbereichs von  $f(\mathbf{x})$  liegen. Diese Maßnahme wird im Folgenden auch bei der probabilistischen Berechnung der Zeitreserven angewandt.

## 5.4 Probabilistische Berechnung von Zeitreserven

Die Überlegungen aus Abschnitt 5.1 basieren auf der Annahme, dass sämtliche Zustände des Ego- und Fremdfahrzeugs exakt bekannt sind. In der Praxis ist diese Bedingung jedoch nur selten erfüllt. Insbesondere bei satellitengestützter Lokalisierung kann der Positionsfehler in ungünstigen Fällen einige Meter betragen (siehe Abschnitt 2.1.1). Um trotz variierender Genauigkeiten eine möglichst hohe Funktionsgüte sicherzustellen, muss der Grad der Unsicherheit bei einem Systemeingriff berücksichtigt werden. Unsicherheiten aus der Prädiktion werden in diesem Kapitel nicht betrachtet.

Im deterministischen Fall wird ein Systemeingriff vorgenommen, sobald ein Kriterium zur Bewertung der Kritikalität, wie beispielsweise die Reaktionszeitreserve, einen vordefinierten Schwellwert  $t_w$  unterschreitet

$$\text{TTR} < t_w. \quad (5.50)$$

In der Gegenwart von Unsicherheiten kann die Kritikalität nicht exakt bestimmt werden. Eine einfache Maßnahme, die sensorbedingte Falscheinriffe verhindert, ist die Definition von Schwellwerten, deren Unterschreitung zu einem Ausbleiben eines Eingriffs führt. Beispielsweise sind bei Unsicherheiten in der Lokalisierung eine untere Schwelle für die Geschwindigkeit oder eine Mindestgenauigkeit für die Positionsmessung denkbar.

Alternativ zu der Festlegung von Schwellwerten kann gefordert werden, dass die Entscheidung für einen Eingriff mit einer Mindestsicherheit  $p_{\text{conf}}$  getroffen wird (Karlsson u. a., 2004)

$$p(\text{TTR} < t_w) > p_{\text{conf}}. \quad (5.51)$$

Diese probabilistische Formulierung ermöglicht trotz ihrer augenscheinlichen Einfachheit eine hohe Flexibilität zur Parametrierung von Sicherheitssystemen. Die unterschiedlichen Eskalationsstufen wie z.B. optische Information, akustische Warnung, unterstützte Fahrerbremsung, Teilverzögerung oder Vollbremsung, lassen sich schließlich anhand zweier Eigenschaften charakterisieren: Dem Eingriffszeitpunkt und der subjektiven Verzeihlichkeit im Falle einer Falschaulösung.<sup>31</sup> Diese Eigenschaften können intuitiv über die beiden Parameter  $t_w$  und  $p_{\text{conf}}$  gesteuert werden.

Der Vorteil bei der probabilistischen Betrachtung mit (5.51) gegenüber einfacher schwellwertbasierten Ansätzen besteht in der kontinuierlichen Bewertung der Situation. Bei unsicherer Datenlage wird die Funktion beim Unterschreiten einer Schwelle nicht schlagartig deaktiviert. Stattdessen wird die Wirksamkeit durch eine Anpassung des Eingriffszeitpunkts in Abhängigkeit der verfügbaren Genauigkeit der Kritikalitätsbewertung kontinuierlich reduziert. Vereinfacht gesprochen zielt die probabilistische Betrachtung auf eine auch in unsicheren Situationen gleich bleibende Falschaulöserate, gegebenenfalls auf Kosten der Wirksamkeit zur Unfallvermeidung.

Um ein intuitives Verständnis für die probabilistische Berechnung der Kritikalität zu ermöglichen, erfolgt in Abschnitt 5.4.1 zunächst eine vereinfachte Betrachtung des Einflusses von Unsicherheiten auf die Bremszeitreserve. Dabei wird deutlich, inwiefern die probabilistische Betrachtung in (5.51) vorteilhaft für die Güte der Warnfunktion ist. Die allgemeine Bestimmung der Wahrscheinlichkeitsverteilung  $p(\text{TTR} < t_w)$  gestaltet sich durch die mit Singularitäten und Nichtlinearitäten verbundene Berechnung der TTR deutlich aufwändiger. Dies gelingt mit den Methoden zur nichtlinearen Transformation von Wahrscheinlichkeitsdichten aus Abschnitt 5.3, welche in Abschnitt 5.4.2 auf die TTR-Berechnung angewendet werden.

### 5.4.1 Vereinfachte Betrachtung

Um den Einfluss von Unsicherheiten in der Lokalisierung auf den Warnzeitpunkt an einem vereinfachten Beispiel nachzuvollziehen, wird die Betrachtung auf die Bremszeitreserve des Egofahrzeugs reduziert und die Beschleunigungszeitreserve vernachlässigt. Auch der Einfluss des Fremdfahrzeugs wird zunächst noch vernachlässigt.

---

<sup>31</sup> Für eine Diskussion des Begriffs Verzeihlichkeit sei auf Reinisch (2012) verwiesen.

Es wird angenommen, dass sich der gemessene Abstand zum Konfliktbereich aus dem tatsächlichen Abstand  $x_{0,gt}$  ergibt, der von normalverteiltem, mittelwertfreiem Rauschen mit der Standardabweichung  $\sigma_d$  überlagert wird

$$x_0 = x_{0,gt} + \mathcal{N}(0, \sigma_d^2). \quad (5.52)$$

Die weiteren Zustände wie Geschwindigkeit und Beschleunigung werden als exakt bekannt und latenzfrei angenommen.

Es wird die frühe Phase der Annäherung an eine Kreuzung betrachtet, mit  $\text{TTB}_{\text{ko}} > t_a$ .  $\text{TTB}_{\text{ko}}$  ergibt sich mit Prädiktion um das Zeitintervall  $t_a$  (siehe Algorithmus 2) zu

$$\begin{aligned} v_a &= a_0 t_a + v_0 \\ x_a &= x_0 - (a_0 t_a^2 + v_0 t_a) \\ \text{TTB} &= \frac{1}{v_a} \left( \frac{v_a^2}{2a_{\min}} + x_a \right) \end{aligned} \quad (5.53)$$

Der normalverteilte Abstand  $x_0$  erfährt dabei eine lineare Transformation durch die Multiplikation mit  $1/v_a$ . Als Folge dessen ist  $\text{TTB}_{\text{ko}}$  somit ebenfalls eine normalverteilte Zufallsgröße

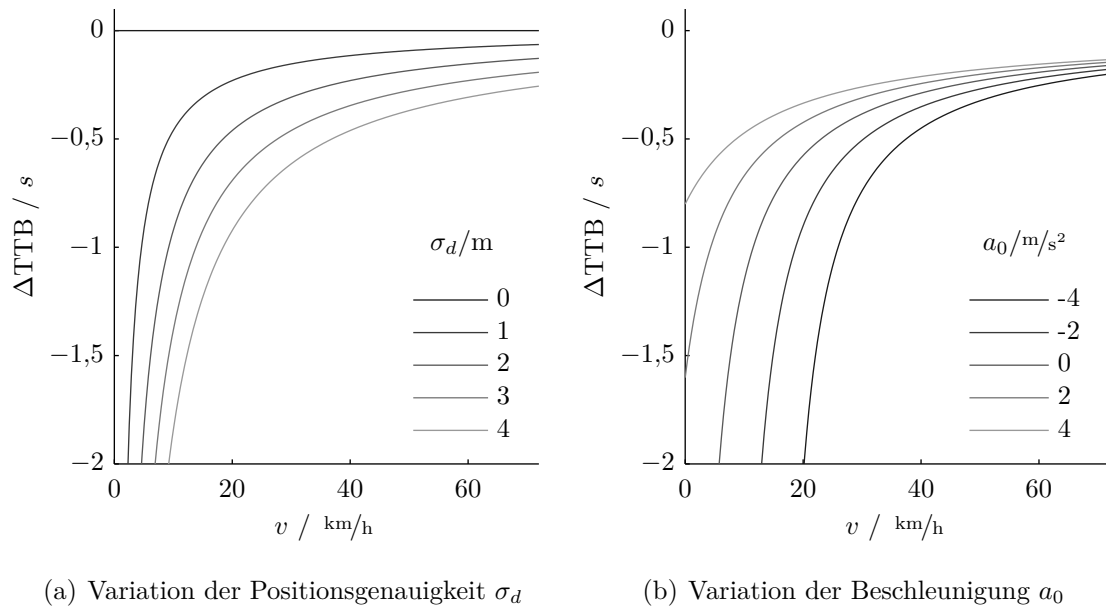
$$\text{TTB} = \mathcal{N}(\mu_{\text{ttb}}, \sigma_{\text{ttb}}^2). \quad (5.54)$$

Der Erwartungswert  $\mu_{\text{ttb}}$  ergibt sich durch Einsetzen von  $x_0$  in (5.53). Die Standardabweichung  $\sigma_{\text{ttb}}$  beträgt

$$\sigma_{\text{ttb}} = \frac{\sigma_d}{v_0 + a_0 t_a}. \quad (5.55)$$

Die Betrachtung von  $\sigma_{\text{ttb}}$  macht deutlich, dass die Unsicherheit bei der Berechnung der Bremszeitreserve nicht nur mit der Varianz der Abstandsmessung  $\sigma_d$  steigt, sondern auch bei niedrigen Geschwindigkeiten und großen Verzögerungen. Dies verdeutlicht eine wesentliche Erkenntnis: Die Unsicherheit bei der Bewertung der Kritikalität hängt nicht nur von Unsicherheiten in der Umfeldwahrnehmung ab, sondern auch davon, wie diese Unsicherheiten bei der Berechnung der Kritikalität transformiert werden.

Der probabilistisch ermittelte Eingriffszeitpunkt nach (5.51) liegt zeitlich nach dem deterministischen Eingriffszeitpunkt  $t_w$ . Der Unterschied zwischen diesen beiden Eingriffszeitpunkten wird nachfolgend als  $\Delta\text{TTB}$  bezeichnet. Wie groß dieser Unterschied ist, hängt von der Unsicherheit bei der Bestimmung der Kritikalität ab. In Abbildung 5.5 ist der Zusammenhang in Abhängigkeit von  $v_0$ ,  $a_0$  und  $\sigma_d$  qualitativ dargestellt. Mit sinkender Varianz von  $\sigma_d$  verschwindet der Unterschied  $\Delta\text{TTB}$ , ebenso wie mit zunehmender Geschwindigkeit. Bei niedrigen Geschwindigkeiten und großen Unsicherheiten erfolgt effektiv keine Warnung. Bei einer Geschwindigkeit von 20 km/h erfolgt die Warnung bei einer Messgenauigkeit von  $\sigma_d = 2$  m ca. eine halbe Sekunde nach  $t_w$ , siehe Abbildung 5.5(a). Beschleunigt der Fahrer in dieser Situation mit  $+4 \text{ m/s}^2$ , was als Durchfahrabsicht interpretiert werden kann, halbiert sich  $\Delta\text{TTB}$  (siehe Abbildung 5.5(b)). Eine entsprechende Verzögerung kann als Anhalteabsicht interpretiert werden und führt dazu, dass sich  $\Delta\text{TTB}$  auf 2 s verdoppelt - eine Warnung wird unwahrscheinlicher.



**Abbildung 5.5:** Abweichung  $\Delta\text{TTB}$  des probabilistischen vom deterministischen Warnzeitpunkt  $t_w$  ( $p_{\text{conf}} = 0,9$ ,  $\sigma_d = 2,3\text{ m}$  und  $a_0 = 0\text{ m/s}^2$ ).

Durch die an die verfügbare Genauigkeit angepasste Variation des Warnzeitpunktes wird es möglich, den Fahrer tendenziell auch bei niedrigen Geschwindigkeiten vor gefährlichen Situationen zu warnen - gegebenenfalls mit reduzierter Wirksamkeit. Dies ist von Vorteil, wenn man bedenkt, dass gerade der Niedergeschwindigkeitsbereich, trotz der geringen kinetischen Energien des Egofahrzeugs, im Kontext von Kreuzungen von besonderer Relevanz ist. Schließlich kann die Kollision mit sich schnell näherndem Querverkehr auch beim vorsichtigen Einfahren in eine Kreuzung schwerwiegende Folgen nach sich ziehen.

### 5.4.2 Allgemeine Betrachtung

Bei den vorausgegangenen Betrachtungen wurden eine Reihe von Vereinfachungen vorgenommen: Zum einen wurde der Einfluss des Fremdfahrzeugs vernachlässigt. Dessen Berücksichtigung führt jedoch zu Singularitäten (siehe z.B. Algorithmus 1) und Nichtlinearitäten (siehe Abbildung 5.3) bei der Berechnung der Bremszeitreserve. Des Weiteren wurde die Beschleunigungszeitreserve TTK vernachlässigt. Auch führt die Erweiterung auf mehr als eine Quelle von Unsicherheiten schnell zu nichtlinearen Zusammenhängen. Mit den Methoden aus Abschnitt 5.3 können diese Nichtlinearitäten behandelt werden.

Doch zuvor empfehlen sich aufgrund der Singularitäten bei der Berechnung der Zeitreserven einige hilfreiche Umformungen. Es bezeichnet  $\mathbf{x}$  den noch zu definierenden Vektor der mit Unsicherheiten behafteten Zustände. Die Berechnung der Reaktionszeitreserve ergibt sich zu  $\text{TTR} = f_{\text{TTR}}(\mathbf{x})$ . Die TTR ist nicht auf dem vollständigen Wertebereich von  $\mathbf{x}$  definiert, weshalb das probabilistische Eingriffskriterium (5.51) angepasst wird. Es wird

zusätzlich gefordert, dass  $\mathbf{x} \in \mathbb{D}_{\text{TTR}}$ , was wie folgt notiert und abgekürzt wird

$$p(f_{\text{TTR}}(\mathbf{x}) < t_w, \mathbf{x} \in \mathbb{D}_{\text{TTR}}) = p(\text{TTR} < t_w, \text{TTR} \in \mathbb{R}). \quad (5.56)$$

Das Problem lässt sich mit Hilfe des Satzes von Bayes in zwei Teilprobleme aufteilen (Berthelot u. a., 2011)

$$p(\text{TTR} < t_w, \text{TTR} \in \mathbb{R}) = p(\text{TTR} < t_w | \text{TTR} \in \mathbb{R}) \cdot p(\text{TTR} \in \mathbb{R}). \quad (5.57)$$

Die bedingte Wahrscheinlichkeit  $p(\text{TTR} < t_w | \text{TTR} \in \mathbb{R})$  wird nachfolgend *Eingriffswahrscheinlichkeit* genannt und kann mit den Methoden aus Abschnitt 5.3 effizient approximiert werden. Die Größe  $p(\text{TTR} \in \mathbb{R})$  bezeichnet die Wahrscheinlichkeit, dass zur Kollisionsvermeidung eine Änderung der aktuellen Trajektorie notwendig ist, welche bei der nun folgenden Betrachtung *Kollisionswahrscheinlichkeit* genannt wird.

### Berechnung der Kollisionswahrscheinlichkeit

In Abschnitt 5.2.2 wurde gezeigt, dass die Reaktionszeitreserve dann existiert, wenn der Betrag der Zeitlücke  $t_\Delta$  aus (5.8) eine parametrierbare Mindestzeitlücke  $t_{\Delta, \min}$  unterschreitet. Auch die Zeitlücke ist nicht für alle Zustände von Ego- und Fremdfahrzeug definiert. Unter erneutem Anwenden des Satzes von Bayes lässt sich die Kollisionswahrscheinlichkeit aus der Verteilung der Zeitlücke bestimmen

$$\begin{aligned} p(\text{TTR} \in \mathbb{R}) &= p(|t_\Delta| \leq t_{\Delta, \min}, t_\Delta \in \mathbb{R}) \\ &= p(|t_\Delta| \leq t_{\Delta, \min} | t_\Delta \in \mathbb{R}) \cdot p(t_\Delta \in \mathbb{R}). \end{aligned} \quad (5.58)$$

Die Zeitlücke ist dann definiert, wenn Eintrittszeiten von Ego- und Fremdfahrzeug reell sind, also bei nicht negativen Termen unter der Wurzel von (5.5)

$$\begin{aligned} p(t_\Delta \in \mathbb{R}) &= p(t_{\text{ego}, \text{ein}} \in \mathbb{R}, t_{\text{obj}, \text{ein}} \in \mathbb{R}) \\ &= p\left((v_{\text{ego}, 0}^2 + 2a_{\text{ego}, 0} x_{\text{ego}, 0} \geq 0), (v_{\text{obj}, 0}^2 + 2a_{\text{obj}, 0} x_{\text{obj}, 0} \geq 0)\right). \end{aligned} \quad (5.59)$$

Der zweite Term in (5.58) lässt sich somit aus der Wahrscheinlichkeitsverteilung der Zustände des Ego- und Fremdfahrzeugs bestimmen. Für die Berechnung des ersten Terms ist es hilfreich, die komplementäre Wahrscheinlichkeit zu betrachten und  $t_\Delta$  anschließend in einen (echt) positiven und negativen Abschnitt  $t_{\Delta, p}$  bzw.  $t_{\Delta, n}$  aufzuteilen, um die Betragsklammern aufzulösen

$$\begin{aligned} p(|t_\Delta| \leq t_{\Delta, \min}) &= 1 - p(|t_\Delta| > t_{\Delta, \min}) \\ &= 1 - p(t_{\Delta, n} < -t_{\Delta, \min}) - p(t_{\Delta, p} > t_{\Delta, \min}). \end{aligned} \quad (5.60)$$

Aus der Definition in (5.8) wird ersichtlich, dass die Zeitlücke immer nur dann (echt) positiv bzw. negativ ist, wenn entweder der erste oder der zweite Fall der Fallunterscheidung eintritt. Daher werden die beiden Größen  $t_{\Delta, p}$  und  $t_{\Delta, n}$  als zwei getrennte Verteilungen modelliert. Mit der Funktion  $f_t$  aus (5.5) ergibt sich beispielsweise der positive Abschnitt zu

$$\begin{aligned} t_{\Delta, p} &= t_{\text{ego}, \text{ein}} - t_{\text{obj}, \text{aus}} \\ &= f_t(x_{\text{ego}, 0}, v_{\text{ego}, 0}, a_{\text{ego}, 0}) - f_t(x_{\text{obj}, \text{aus}}, v_{\text{obj}, 0}, a_{\text{obj}, 0}). \end{aligned} \quad (5.61)$$

Beide Größen ermitteln sich also über nichtlineare Zusammenhänge aus den Zuständen von Ego- und Fremdfahrzeug. Nun können erneut die Methoden aus Abschnitt 5.3 angewendet werden, um die Verteilungen von  $t_{\Delta,n}$  und  $t_{\Delta,p}$  separat zu approximieren, beispielsweise durch eine Normalverteilung

$$p(t_{\Delta,p}) \approx \mathcal{N}(\mu_{\Delta,p}, \sigma_{\Delta,p}^2). \quad (5.62)$$

Die für die Bestimmung der Kollisionswahrscheinlichkeit benötigten Wahrscheinlichkeiten in (5.60) können dann wie folgt ausgewertet werden

$$p(t_{\Delta,p} > t_{\Delta,\min}) = 1 - \Phi(t_{\Delta,\min} | \mu_{\Delta,p}, \sigma_{\Delta,p}^2) \quad (5.63)$$

$$p(t_{\Delta,n} < -t_{\Delta,\min}) = \Phi(-t_{\Delta,\min} | \mu_{\Delta,n}, \sigma_{\Delta,n}^2). \quad (5.64)$$

Dabei bezeichnet  $\Phi(x | \mu, \sigma^2)$  die kumulative Verteilungsfunktion der Normalverteilung, die sich aus dem Integral über die Wahrscheinlichkeitsdichte mit Erwartungswert  $\mu$  und Varianz  $\sigma^2$  ergibt

$$\Phi(x | \mu, \sigma^2) = \int_{-\infty}^x \mathcal{N}(z | \mu, \sigma^2) dz. \quad (5.65)$$

Für die Auswertung von  $\Phi(x | \mu, \sigma^2)$  existieren effiziente Implementierungen.

### 5.4.3 Modellierung der Unsicherheiten

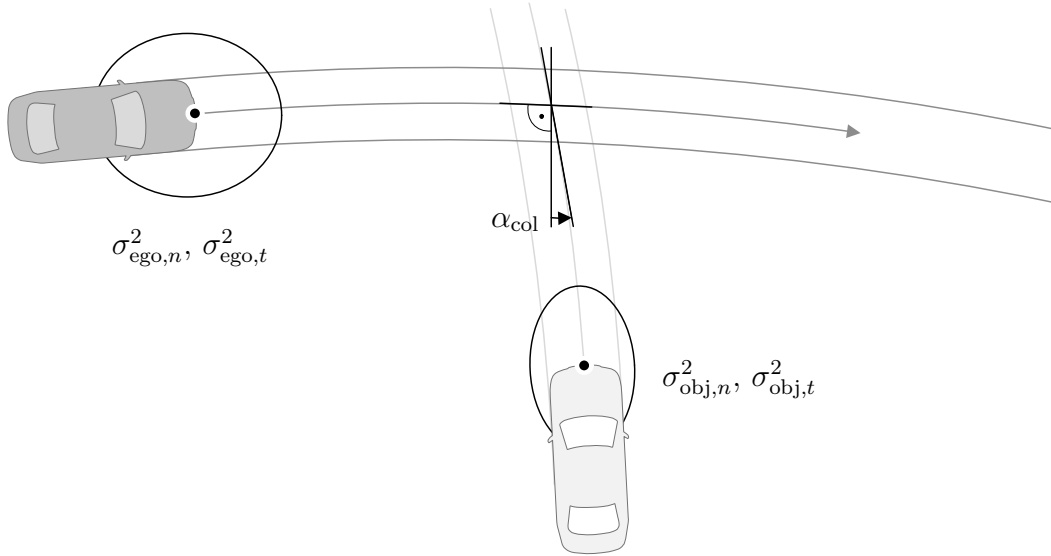
In Abschnitt 5.4.2 wurden noch keine Annahmen getroffen, welche Zustände unsicher sind. Eine allgemeine Formulierung, die Unsicherheiten aus der Lokalisierung berücksichtigt, führt bei einer zweidimensionalen Betrachtung und zwei Fahrzeugen bereits zu vier Zuständen und einer Kovarianzmatrix mit 16 Einträgen. Um die Anzahl der Parameter zu reduzieren werden Vereinfachungen auf wesentliche Einflussgrößen vorgenommen.

Es bezeichnen  $\sigma_{\text{ego},n}^2$  bzw.  $\sigma_{\text{ego},t}^2$  die Varianz der Position des Egofahrzeugs in Quer- bzw. Längsrichtung (siehe Abbildung 5.6). Für das Fremdfahrzeug existieren analoge Größen. Weiter bezeichnet  $\alpha_{\text{col}}$  die Abweichung des Winkels, in welchem sich die Trajektorien von Ego- und Fremdfahrzeug schneiden, von der Rechtwinkligkeit. Für die Berechnung der Zeitreserven ist im Wesentlichen der Abstand zum Konfliktbereich relevant und somit wird auch dessen Varianz  $\sigma_{\text{ego},x}^2$  bzw.  $\sigma_{\text{obj},x}^2$  ermittelt. Die Varianz der Positionsunsicherheit in Querrichtung wirkt sich additiv auf die Varianz der Positionsunsicherheit in Längsrichtung des jeweils anderen Fahrzeugs aus. Unter der Annahme eines kleinen Winkels  $\alpha_{\text{col}}$  und der paarweisen Unabhängigkeit der betrachteten Größen ergibt sich die folgende Näherung

$$\sigma_{\text{ego},x}^2 = \sigma_{\text{ego},t}^2 + \frac{\sigma_{\text{obj},n}^2}{\cos(\alpha_{\text{col}})} \quad (5.66)$$

$$\sigma_{\text{obj},x}^2 = \sigma_{\text{obj},t}^2 + \frac{\sigma_{\text{ego},n}^2}{\cos(\alpha_{\text{col}})}. \quad (5.67)$$

Als Vektor der mit Unsicherheiten behafteten Zustände werden für die weiteren Ausführungen also die Abstände beider Fahrzeuge zum Konfliktbereich in Längsrichtung gewählt.



**Abbildung 5.6:** Zur Modellierung der Positionsunsicherheit.

Der Messfehler beider Größen wird als mittelwertfrei angenommen. Unter den getroffenen Annahmen ergibt sich die Kovarianzmatrix als Diagonalmatrix

$$\boldsymbol{\mu} = (x_{ego,0}, x_{obj,0})^T \quad (5.68)$$

$$\boldsymbol{\Sigma} = \text{diag}(\sigma_{ego,x}^2, \sigma_{obj,x}^2). \quad (5.69)$$

### Ermittlung des Definitionsbereichs

Der Definitionsbereich der bisher betrachteten zeitlichen Zwischengrößen lässt sich nun in Abhängigkeit der unsicheren Zustände  $\boldsymbol{\mu}$  bestimmen. Als Beispiel wird die Eintrittszeit in den Konfliktbereich  $t_{\text{ein}}$  genauer betrachtet, welche sich in analoger Art und Weise für Ego- und Fremdfahrzeug ergibt. Besondere Beachtung verdient dabei der Fall einer negativen Beschleunigung  $a_0$ . Bei einer verzögerten Bewegung existiert immer ein Abstand, der ausreichend groß ist, so dass die Bewegung zum Stillstand kommt, bevor der Konfliktbereich erreicht ist. Die Eintrittszeit ist in diesem Fall nicht definiert, der Abstand besitzt also eine positive Grenze nach oben. In Übereinstimmung mit dieser intuitiven Betrachtung lautet der Definitionsbereich des Abstandes bei der Berechnung der Eintrittszeit aus (5.5)

$$\mathbb{D}_{t_{\text{ein}}} = \begin{cases} [-\frac{1}{2} \frac{v_0^2}{a_0}, \infty), & \text{wenn } a_0 > 0 \\ (-\infty, -\frac{1}{2} \frac{v_0^2}{a_0}], & \text{wenn } a_0 < 0. \end{cases} \quad (5.70)$$

Damit können die für die Wahrscheinlichkeit  $p(t_{\text{ein}} \in \mathbb{D}_{t_{\text{ein}}})$  aus (5.59) benötigten Größen bestimmt werden, indem der Anteil der Wahrscheinlichkeitsdichte bestimmt wird, der innerhalb des Definitionsbereichs liegt

$$p(t_{\text{ein}} \in \mathbb{R}) = \begin{cases} 1 - \Phi(-\frac{1}{2} \frac{v_0^2}{a_0} | x_0, \sigma_x^2), & \text{wenn } a_0 > 0 \\ \Phi(-\frac{1}{2} \frac{v_0^2}{a_0} | x_0, \sigma_x^2), & \text{wenn } a_0 < 0. \end{cases} \quad (5.71)$$

$f$	Bedingung für $f \in \mathbb{R}$
$t_{\text{ein}}$	$x_0 \in \begin{cases} [-\frac{1}{2}\frac{v_0^2}{a_0}, \infty), & \text{wenn } a_0 > 0 \\ (-\infty, -\frac{1}{2}\frac{v_0^2}{a_0}], & \text{wenn } a_0 < 0 \end{cases}$
$t_{\text{aus}}$	$x_0 \in \begin{cases} [-\frac{1}{2}\frac{v_0^2}{a_0} - l_{\text{fzg}} - l_{\text{kb}}, \infty), & \text{wenn } a_0 > 0 \\ (-\infty, -\frac{1}{2}\frac{v_0^2}{a_0} - l_{\text{fzg}} - l_{\text{kb}}], & \text{wenn } a_0 < 0 \end{cases}$
$t_{\Delta}$	$t_{\text{ego,ein}} \in \mathbb{R}, t_{\text{obj,ein}} \in \mathbb{R}$
$t_{\Delta,n}$	$t_{\text{ego,aus}} \in \mathbb{R}, t_{\text{obj,ein}} \in \mathbb{R}$
$t_{\Delta,p}$	$t_{\text{ego,ein}} \in \mathbb{R}, t_{\text{obj,aus}} \in \mathbb{R}$
TTB	$t_{\Delta,p} \in \mathbb{R}, x_0 \leq \frac{1}{2}a_0\text{TTD}^2 + v_0\text{TTD}$
TTK	$t_{\Delta,n} \in \mathbb{R}, x_0 \geq \frac{1}{2}a_0\text{TTE}^2 + v_0\text{TTE} - l_{\text{fzg}} - l_{\text{kb}}$
TTR	$\text{TTB} \in \mathbb{R}, \text{TTK} \in \mathbb{R}$

**Tabelle 5.2:** Bedingungen für die Gültigkeit der Zwischengrößen.

In Tabelle 5.2 sind die Definitionsbereiche der weiteren, bisher betrachteten Zwischengrößen aufgeführt.

Auch für die Anwendung der Quadraturverfahren ist der Definitionsbereich entscheidend. Für die Methode der exakten Monome muss schließlich sichergestellt sein, dass die Funktionsauswertungen an den Stützpunkten definiert sind. Wird das Verfahren mit Exaktheitsgrad 3 verwendet, ergeben sich die Stützpunkte nach (5.48). Der Skalierungsfaktor  $u$  muss geeignet gewählt werden, so dass die Funktionsauswertungen nach Satz 1 gültig sind. Die Betrachtung von (5.70) macht deutlich, dass der Definitionsbereich insbesondere bei  $a_0 < 0$  eingeschränkt werden kann, was eine Stauchung der Integrationspunkte notwendig macht. Nachfolgend werden zwei Anwendungsbeispiele betrachtet, in welchen dieser Einfluss der Verzögerung mehr oder weniger stark zum Tragen kommt.

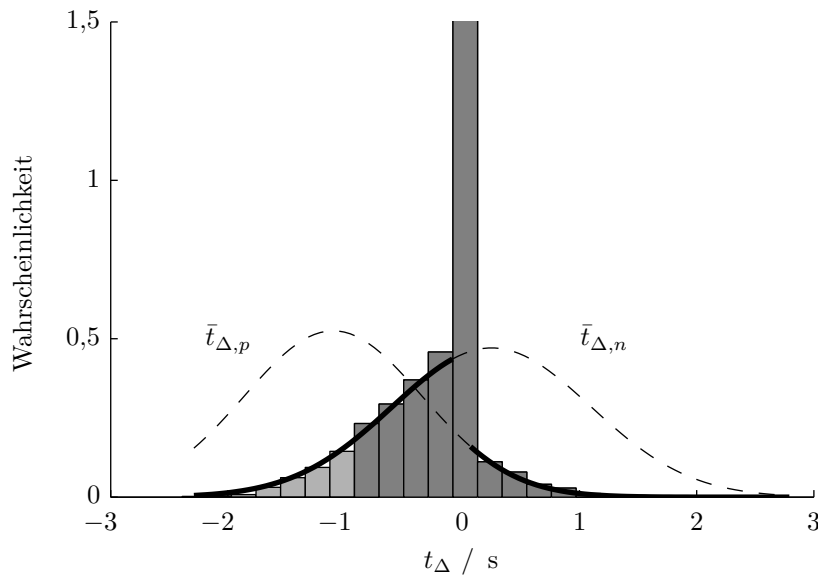
#### 5.4.4 Anwendungsbeispiele

Auf den bisherigen theoretischen Überlegungen aufbauend werden nun repräsentative Fallbeispiele untersucht. Dabei wird der Schwerpunkt der Betrachtung auf die Bestimmung der Verteilung der Zeitlücke  $t_{\Delta}$  gesetzt. Viele der Überlegungen können analog auf die Bestimmung der Verteilung der Reaktionszeitreserve übertragen werden. Als Referenz dient eine Monte-Carlo Simulation mit  $10^5$  Samples, welche als Histogramm dargestellt wird.

##### Beispiel 1

Abbildung 5.7 zeigt die charakteristische Wahrscheinlichkeitsdichte der Zeitlücke in einem Beispielszenario, in welchem beide Fahrzeuge eine positive Beschleunigung aufweisen und die Beschränkung des Definitionsbereichs dadurch eine untergeordnete Rolle spielt. Für einen Großteil der Samples tritt in diesem Szenario eine Kollision auf, was zu einer Häufung bei  $t_{\Delta} = 0$  s führt. Es besteht eine gewisse Wahrscheinlichkeit, dass das Ego-Fahrzeug den Konfliktbereich verlässt, bevor das Fremdfahrzeug diesen erreicht ( $t_{\Delta} < 0$  s). Gleichzei-





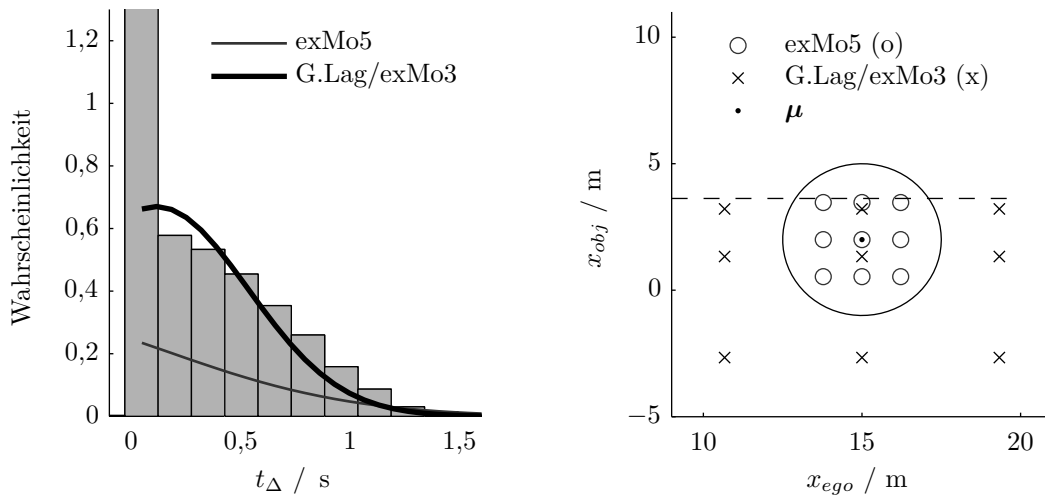
**Abbildung 5.7:** Beispiel 1: Wahrscheinlichkeitsdichte der Zeitlücke  $t_{\Delta}$  mit der Approximation des negativen bzw. positiven Abschnittes  $t_{\Delta,n}$  bzw.  $t_{\Delta,p}$  durch eine Normalverteilung.

tig kann nicht ausgeschlossen werden, dass die Fahrzeuge den Konfliktbereich konfliktfrei in umgekehrter Reihenfolge passieren ( $t_{\Delta} > 0$  s). Bei der Betrachtung der Verteilung der Zeitlücke wird deutlich, dass diese nur bedingt durch eine einzige Normalverteilung genähert werden kann. Vielmehr wird ersichtlich, dass die Aufteilung der Verteilung in zwei separate Verteilungen für den positiven und negativen Abschnitt sinnvoll ist.

Die Näherung wird mit der Methode der exakten Monome mit Exaktheitsgrad 3 berechnet, was gleichbedeutend mit der UT ist. Dazu werden jeweils lediglich  $2d + 1 = 5$  Auswertung von (5.61) benötigt. In der Abbildung ist der vollständige Verlauf der approximierenden Verteilungen  $\bar{t}_{\Delta,p}$  und  $\bar{t}_{\Delta,n}$  des positiven bzw. negativen Abschnitts der Zeitlücke gestrichelt eingezeichnet. Für die Berechnung der Kollisionswahrscheinlichkeit wird nur der durchgängig eingezeichnete Abschnitt von  $\bar{t}_{\Delta,p}$  und  $\bar{t}_{\Delta,n}$  ausgewertet (vgl. (5.60)). Die hellgrau eingezeichnete Fläche unter  $p(t_{\Delta,n})$  entspricht beispielsweise der Wahrscheinlichkeit  $p(t_{\Delta,n} < -t_{\Delta,\min})$  mit  $t_{\Delta,\min} = 1$  s. Der Abbildung kann entnommen werden, dass die Näherung den positiven bzw. negativen Abschnitt der tatsächlichen Verteilung der Zeitlücke in diesem Beispiel augenscheinlich gut beschreibt.

## Beispiel 2

Das vorausgegangene Szenario wird nun dahingehend modifiziert, dass für eines der Fahrzeuge, in diesem Fall das Fremdfahrzeug, eine Verzögerung angenommen wird:  $a_{\text{obj},0} < 0$ . Dadurch ergibt sich bei der Bestimmung von  $t_{\Delta,p}$  die in Abbildung 5.8(b) eingezeichnete, obere Grenze für  $x_{\text{obj}}$ . Diese Situation stellt ein Beispiel für den Fall dar, in welchem die Beschränktheit von  $t_{\Delta}$  maßgeblichen Einfluss auf die Eignung der unterschiedlichen Integrationsverfahren nimmt.



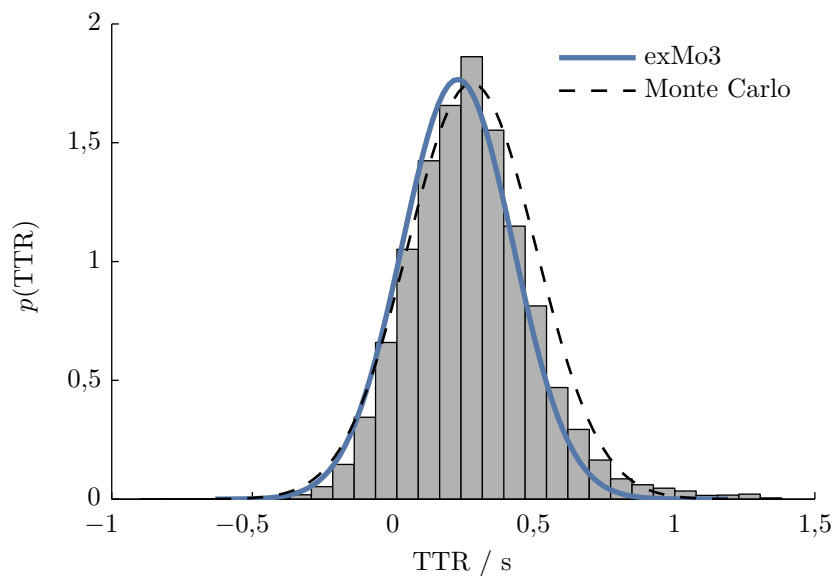
(a) Verteilung von  $t_{\Delta}$  mit der Approximation von  $t_{\Delta,p}$ . (b) Integrationsstützpunkte mit Kovarianzellipse (durchgezogen) und der Grenze des Definitionsbereichs von  $t_{\Delta,p}$  (gestrichelt).

**Abbildung 5.8:** Beispiel 2: Vergleich zweier Integrationsverfahren zur Approximation von  $t_{\Delta,p}$ .

Die Verteilung der Zeitlücke wird deshalb auf zwei unterschiedliche Arten genähert. Einerseits mit der Methode der exakten Monome mit Exaktheitsgrad 5 und 9 Stützpunkten, abgekürzt durch exMo5. Wie Abbildung 5.8(b) zeigt, müssen die symmetrisch um den Erwartungswert verteilten Stützpunkte stark gestaucht werden, um Funktionsauswertungen außerhalb des Definitionsbereichs zu vermeiden. Die Funktion wird dadurch lediglich in einem sehr begrenzten Bereich in der Nähe des Erwartungswerts ausgewertet und die tatsächliche Verteilung wird nur mit unbefriedigender Genauigkeit genähert (siehe Abbildung 5.8(a)). Eine Erhöhung des Exaktheitsgrades des Integrationsverfahrens führt in diesem Fall zu kaum merklichen Verbesserungen.

Eine Erhöhung der Approximationsgenauigkeit wird erst durch eine Modifikation des Integrationsverfahrens möglich. Für den Zustand  $x_{ego}$  bietet sich aufgrund des einseitig beschränkten Integrationsintervalls die Gauß-Laguerre Integration an (vgl. Tabelle 5.1). In Abbildung 5.8 ist das Resultat aus der kombinierten Gauß-Laguerre Integration für den Zustand  $x_{obj}$  und Gauß-Hermite Integration der Ordnung 3 für den Zustand  $x_{ego}$  dargestellt. Dieses Verfahren wird mit G.Lag/exMo3 abgekürzt und verwendet ebensoviele Stützpunkten wie exMo5. Wie Abbildung 5.8(b) zeigt, sind die Stützpunkte entlang des Zustands  $x_{obj}$  nun nicht mehr symmetrisch um den Erwartungswert angeordnet. In Abbildung 5.8(a) ist zu erkennen, dass mit diesem Verfahren der positive Abschnitt der Verteilung der Zeitlücke wesentlich genauer genähert wird. Der Fehler der Approximation lässt sich durch eine Erhöhung des Exaktheitsgrades des Integrationsverfahrens noch weiter reduzieren.

Die beiden Beispiele zeigen die Notwendigkeit der adaptiven Anwendung verschiedener Quadraturverfahren. In Situationen mit großem Abstand des Erwartungswerts von den Grenzen des Definitionsbereichs (z.B. bei positiven Beschleunigungen oder kleinen Unsi-



**Abbildung 5.9:** Beispiel 3: Approximation der Wahrscheinlichkeitsdichte der Reaktionszeitreserve durch eine Normalverteilung.

cherheiten) kann mit der Methode der exakten Monome auch mit wenigen Stützpunkten eine sehr genaue Approximation erreicht werden. Alternative Quadraturverfahren führen hier zu unbefriedigenden Ergebnissen. Wenn diese Voraussetzungen nicht erfüllt sind, kann jedoch auch eine Skalierung der Stützpunkte in bestimmten Fällen keine Verbesserung erzielen und es empfiehlt sich der Wechsel auf ein alternatives Verfahren, wie im zweiten Beispiel gezeigt wurde.

### Beispiel 3

Die bisherigen Betrachtungen konzentrieren sich auf die Bestimmung der Verteilung der Zeitlücke. Abschließend wird eine Approximation der Verteilung der Reaktionszeitreserve durchgeführt. Als Referenz dient erneut eine Monte-Carlo Simulation mit  $10^5$  Funktionsauswertungen. In Abbildung 5.9 ist diese Referenz sowohl als Histogramm dargestellt, wie auch die Näherung derselbigen durch eine Normalverteilung. Die tatsächliche Verteilung weist augenscheinlich eine gewisse Schiefe auf, kann aber in der dargestellten Situation gut durch eine Normalverteilung genähert werden. Die Approximation mit der Methode der exakten Monome mit Exaktheitsgrad 3 (exMo3) erzielt hier eine gute Übereinstimmung mit der Referenz, benötigt jedoch lediglich 5 anstelle von  $10^5$  Auswertungen.

### 5.4.5 Zusammenfassung und Diskussion

Im vorausgegangenen Abschnitt wird ein Verfahren entworfen, das die Unsicherheit bei der Ermittlung von Zeitreserven schätzt, wenn die Unsicherheit der Eingangsdaten bekannt ist. Die Wahrscheinlichkeitsverteilung der Zeitreserven wird durch ihre ersten zentralen Momente genähert, wodurch sich ein mehrdimensionales Integrationsproblem ergibt. Unter

der Annahme normalverteilter Eingangsdaten lassen sich effiziente, numerische Approximationsverfahren anwenden, welche unter anderem auf der Gauß-Quadratur beruhen.

Es werden Lösungen für wiederkehrende, problemspezifische Herausforderungen entwickelt. Zum einen wird der Fall betrachtet, dass die Funktion zur Berechnung der Zeitreserven einen ausgeprägten, nichtlinearen Charakter besitzt. Dem kann mit der Approximation von Momenten zunehmender Ordnung begegnet werden, welche eine Erhöhung des Exaktheitsgrades des Integrationsverfahrens erforderlich machen. Zum anderen besitzen die mit Unsicherheiten behafteten Zustände auch außerhalb des Definitionsbereichs der transformierenden Funktion eine Wahrscheinlichkeit größer Null. Dann wird das Integral mit Hilfe des Satzes von Bayes in zwei Bereiche aufgeteilt. Anschließend wird mit einer geeigneten Skalierung sichergestellt, dass die Integrationsstützpunkte im Definitionsbereich liegen. Als ergänzende Methode wird ein Wechsel des Quadraturverfahrens vorgeschlagen, wenn die Grenzen des Definitionsbereichs andernfalls eine starke Skalierung erforderlich machen.

Das beschriebene Verfahren besitzt eine Reihe von Vorteilen. Im Vergleich zum EKF erweist sich als vorteilhaft, dass zu keinem Zeitpunkt Ableitungen der transformierenden Funktion gebildet werden müssen. Die Parameter der gesuchten Verteilungen können stattdessen durch mehrfaches Auswerten der für den deterministischen Fall entwickelten Funktion bestimmt werden. Bei vergleichbarer und zum Teil sogar erhöhter Genauigkeit benötigt das Verfahren nur einen Bruchteil des Rechenaufwands wie die häufig in der Literatur anzutreffenden Monte-Carlo Methoden.

Große Teile des beschriebenen Ansatzes sind für den allgemeinen Fall von Unsicherheiten in beliebigen Zuständen entworfen, auch für höhere Dimensionen. Es ist jedoch zu beachten, dass dies aufgrund der Singularitäten bei der Bestimmung der Zeitreserven zu einer wesentlichen Komplexitätssteigerung führt. Für den Sonderfall von Positionsunsicherheiten werden ausführliche Anwendungsfälle betrachtet.

Der Vorteil des vorgeschlagenen Verfahrens gegenüber dem Ansatz von Berthelot u. a. (2012) besteht darin, dass die Verteilung der Reaktionszeit direkt geschätzt werden kann und nicht auf singularitätsfreie, zeitliche Ersatzgrößen zurück gegriffen werden muss. Dies wird ermöglicht, indem die Berechnung der TTR nicht als Blackbox betrachtet wird. Stattdessen wird gefordert, dass der Definitionsbereich der TTR aus den Zuständen des Ego- und Objektfahrzeugs bestimmt werden kann.

Ein Großteil der numerischen Herausforderungen bei der probabilistischen Bewertung der Kritikalität entsteht in der Tat durch die Verwendung von zeitbasierten Kriterien und den damit verbundenen Singularitäten. Einen Ausweg bieten singularitätsfreie Kriterien, wie beispielsweise die benötigte Beschleunigung für ein kollisionsvermeidendes Manöver. Dies stellt jedoch beinahe einen Paradigmenwechsel dar, in Anbetracht der vorherrschenden Stellung von zeitbasierten Größen zur Kritikalitätsbewertung in der Literatur. Dann ginge auch die Möglichkeit verloren, zeitbasierte Eigenschaften wie die Reaktionszeit des Fahrers derart elegant zu berücksichtigen, wie es mit Zeitreserven möglich ist.

# KAPITEL 6

---

## Evaluierung

---

Die bisherigen Ausführungen zeigen umfangreiche Methoden zur Situationsinterpretation an Kreuzungen auf. Nachfolgend wird evaluiert, inwiefern diese dazu beitragen, die Güte einer Warnfunktion zu erhöhen.

Um diese Frage zu beantworten, ist zunächst zu klären, wie die Güte einer Assistenzfunktion bewertet wird. Eine Möglichkeit sich dieser Fragestellung zu nähern, besteht in der Betrachtung zweier Teilprobleme: Zum einen sollte ein Fahrer, der sich sicher verhält, mit keinem oder nur möglichst wenigen Eingriffen konfrontiert werden. Ist diese Voraussetzung nicht erfüllt, besteht die Gefahr, dass er sich gestört fühlt und das System deaktiviert. Zum anderen muss eine kritische Situation rechtzeitig als solche erkannt werden, um ein kollisionsvermeidendes Manöver initiieren zu können. Dieser Zielkonflikt zwischen Falschwarnrate und Wirksamkeit zur Unfallvermeidung wird bei warnenden Systemen auch als Warndilemma bezeichnet (Börger, 2013).

Die Gütebewertung wird also anhand der folgenden beiden Eigenschaften vorgenommen:

- Dem Potential zur Vermeidung von Unfällen (Wirksamkeit)
- Der Häufigkeit subjektiv unberechtigter Warnungen (Falschwarnrate)

Eine hohe Güte und somit ein hohes Maß an Kundenwertigkeit entsteht bei hoher Wirksamkeit und gleichzeitig geringer Falschwarnrate. Durch den früheren Eingriff ist der Zielkonflikt bei warnenden Systemen schwerer aufzulösen wie bei Systemen mit Bremsengriff.

Für eine valide Bewertung müssen beide Aspekte gemeinsam betrachtet werden. Schließlich besteht bei der isolierten Betrachtung nur einer der beiden Aspekte die Gefahr, dass der eine Aspekt auf Kosten des jeweils anderen Aspekts optimiert wird. Um dies zu vermeiden wird im Rahmen dieser Arbeit auf zwei Datensätze zurück gegriffen: Zum einen auf die umfangreichen Messdaten aus dem Feldversuch (siehe Kapitel 3), vorrangig zur Bewertung des Falschwarnverhaltens. Mit Hilfe der Daten wird bewertet, zu welchem Zeitpunkt unterschiedliche Abbiegemanöver voneinander unterscheidbar sind (siehe Abschnitt 6.1).

Bezogen auf die Anhalteabsicht kann der frühestmögliche Warnzeitpunkt gefunden werden, der eine obere Schranke für die Falschwarnrate nicht übersteigt (siehe Abschnitt 6.2).

Als zweiter Datensatz wird die sogenannte GIDAS<sup>32</sup> Datenbank ausgewertet, vorrangig zur Bewertung der Wirksamkeit. Sie enthält eine umfassende Erhebung des Unfallgeschehens in Deutschland. Für die Erstellung der Datenbank nehmen medizinische und technische Experten zahlreiche Parameter von Unfällen auf, die sich in der Region um Hannover und Dresden ereignet haben. Es werden sowohl die Verletzungsschweren der am Unfall beteiligten Personen erfasst, als auch Umwelteinflüsse wie z.B. Sichtverdeckungen und Witterungsbedingungen. Mit Hilfe einer Crashesimulation kann im Nachhinein der Unfallhergang rekonstruiert werden. In der Datenbank sind ausschließlich Unfälle mit Personenschaden enthalten.

Die beiden Datensätze haben hinsichtlich der Messgenauigkeit und des Fahrerverhaltens komplementäre Eigenschaften: Die Daten aus dem Feldversuch spiegeln Geschwindigkeits- und Beschleunigungsverläufe von realem, konfliktfreiem Fahrerverhalten wider. Durch die Inertialsensorik der Fahrzeuge können diese Zustände vergleichsweise genau gemessen werden. Der Messfehler der Lokalisierung lässt sich jedoch im Nachhinein nicht mehr korrigieren. Die GIDAS-Daten stellen seltene Extremfälle von konfliktbehaftetem Fahrerverhalten dar. Die zeitlichen Zustandsverläufe von Position, Geschwindigkeit etc. können lediglich im Rahmen der begrenzten Genauigkeit der Unfallrekonstruktion ermittelt werden. Es sollte auch beachtet werden, dass der Datensatz keine ideal-repräsentative Stichprobe des Gesamtunfallgeschehens enthält, sondern lediglich vergleichsweise schwere Unfälle mit Personenschaden innerhalb einer bestimmten Region in Deutschland. Dessen ungeachtet stellen die Daten für die Zwecke dieser Arbeit eine aussagekräftige und sehr umfangreiche Bewertungsgrundlage für die Wirksamkeit eines Sicherheitssystems dar. In Abschnitt 6.3 wird nachträglich ein variabler Messfehler hinzugefügt, um die Abhängigkeit der Wirksamkeit der Assistenzfunktion von der Genauigkeit der Lokalisierung zu bewerten.

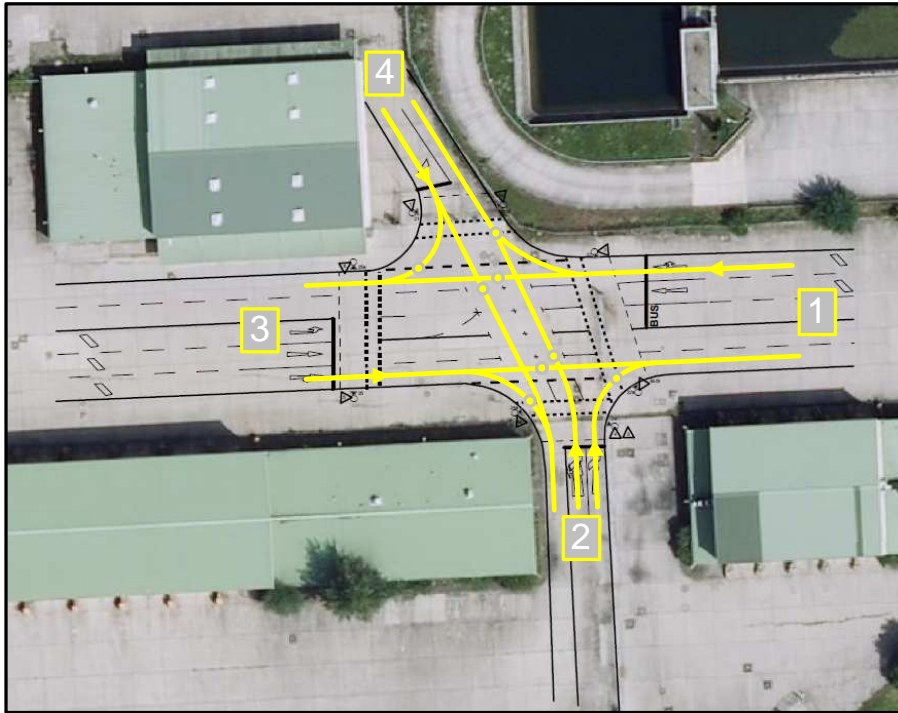
Bei der Berechnung der Zeitreserven aus Kapitel 5 wird vorausgesetzt, dass das beabsichtigte Abbiegemanöver des Fahrers bekannt ist. Im nun folgenden Abschnitt wird bewertet, zu welchem Zeitpunkt dies möglich ist.

### 6.1 Bewertung der Abbiegeabsicht

In Kapitel 4 wird ein Ansatz zur Detektion der Abbiegeabsicht vorgestellt und an einer exemplarischen Einzelsituation verifiziert. Die vorgeschlagene Methode wird nun systematisch auf eine große Anzahl von Kreuzungsüberfahrten menschlicher Fahrer angewendet. Als Datengrundlage dienen die Fahrdaten des Feldversuchs aus Kapitel 3. Das tatsächlich gefahrene Manöver  $\mathcal{M}_g$  kann im Nachhinein leicht bestimmt werden, zu Beginn der Überfahrt ist dieses im Allgemeinen noch nicht bekannt. Während der Überfahrt müssen weitere Manöver  $\mathcal{M}_n$  für die Kollisionsüberprüfung in Betracht gezogen werden, welche der Fahrer nicht durchführt. Es wird angenommen, dass Warnungen vor nicht relevanten Konflikten vom Fahrer als wenig verzeihlich wahrgenommen werden. Der Untersuchungsgegenstand

---

<sup>32</sup> German In-Depth Accident Study (GIDAS-Konsortium)



**Abbildung 6.1:** Fahrspurverläufe der untersuchten Rechtsabbiegemanöver mit Fahrtrichtung. Die punktförmigen Unterbrechungen der Fahrspur markieren den Anhaltepunkt für die TTB-Berechnung des jeweiligen Manövers.

dieses Abschnitts lautet:

Kann ein Manöver  $\mathcal{M}_n$  rechtzeitig ausgeschlossen werden, bevor eine Warnung für einen möglichen Konflikt ausgegeben wird, der nur für  $\mathcal{M}_n$  existiert, nicht jedoch für  $\mathcal{M}_g$ ?

Abbildung 4.1 zeigt Situationen, in welchen diese Entscheidung von Bedeutung ist und welche im Weiteren untersucht werden.

Vor der Auswertung gilt es festzulegen, wie die *Rechtzeitigkeit* der Manövererkennung quantifiziert wird. Eine einfache Möglichkeit stellt die TTC<sup>33</sup> dar, also die verbleibende Zeit bis zur Kreuzung unter der Annahme unveränderter Geschwindigkeit. Die TTC berücksichtigt jedoch nicht die Zeit, die für ein unfallvermeidendes Manöver, z.B. für einen Bremsvorgang, benötigt wird. Stattdessen wird die TTB verwendet, welche sich besser zur Schätzung der verbleibenden Reaktionszeitreserve eignet.

Die TTB hängt maßgeblich von dem verfügbaren Anhalteweg  $d_0$  ab, welcher für diese Auswertung entlang der Fahrspur gemessen wird. Dazu wird die Entfernung zwischen der Projektion  $s_0$  der aktuellen Position auf die Fahrspur und dem Anhaltepunkt  $s_s$  verwendet, siehe auch Abbildung 4.2,

$$d_0 = s_s - s_0. \quad (6.1)$$

<sup>33</sup> Im Kontext von Kreuzung wird diese Größe in manchen Arbeiten auch als TTI (Time-To-Intersection) bezeichnet, z.B. bei van der Horst (1990), Mages (2008).

Der Anhaltepunkt wird für jedes Manöver derart gewählt, dass die Entfernung zu einem Konfliktbereich der Entfernung entspricht, wie sie bei einem der in Abbildung 4.1 beschriebenen Konflikte auftritt.

Um zu verdeutlichen, wie die Anhaltepunkte gewählt werden, sind in Abbildung 6.1 die Fahrspurverläufe der untersuchten Rechtsabbiegemanöver der Hauptkreuzung des Testgeländes eingezeichnet.<sup>34</sup> Eine Unterbrechung der Fahrspur markiert dabei den Anhaltepunkt, der für die TTB-Berechnung dieses Manövers verwendet wird. Beim Kreuzen auf einem wartepflichtigen Kreuzungsarm ( $A_2E_4$  und  $A_4E_2$ ) ist dies der Schnittpunkt mit der ersten Fahrspur des von *rechts* kommenden Querverkehrs, welcher bei der untersuchten Kreuzung zwei bzw. drei Fahrspurbreiten hinter der Sichtlinie liegt. Um die Ergebnisse der Auswertung auch auf den in Abbildung 4.1(a) dargestellten, allgemeinen Fall einer einspurigen Kreuzung übertragbar zu machen, wird jedoch nur eine Fahrspurbreite angenommen (siehe Anhaltemarkierung in Abbildung 6.1). Nähert sich in dieser Situation Querverkehr von *links*, muss ausgeschlossen werden, dass dieser abbiegt, siehe Abbildung 4.1(b). Deshalb wird beim Kreuzen auf dem vorfahrtsberechtigten Kreuzungsarm ( $A_1E_3$  und  $A_3E_1$ ) der Schnittpunkt mit der ersten querenden Fahrspur aus dem Seitenast verwendet. Beim Rechtsabbiegen von der Nebenstraße kommend ( $A_2E_1$  und  $A_4E_3$ ) ergibt sich der Anhaltepunkt aus dem Schnittpunkt der Abbiegespur mit der Sichtlinie. Beim Rechtsabbiegen von der Hauptstraße in den Nebenast ( $A_3E_2$  und  $A_1E_4$ ) wird der Schnittpunkt mit dem Fußgängerüberweg betrachtet, um gegeben falls eine kritische Situation mit einem Fußgänger oder Fahrradfahrer detektieren zu können, wie in Abbildung 4.1(c) dargestellt.

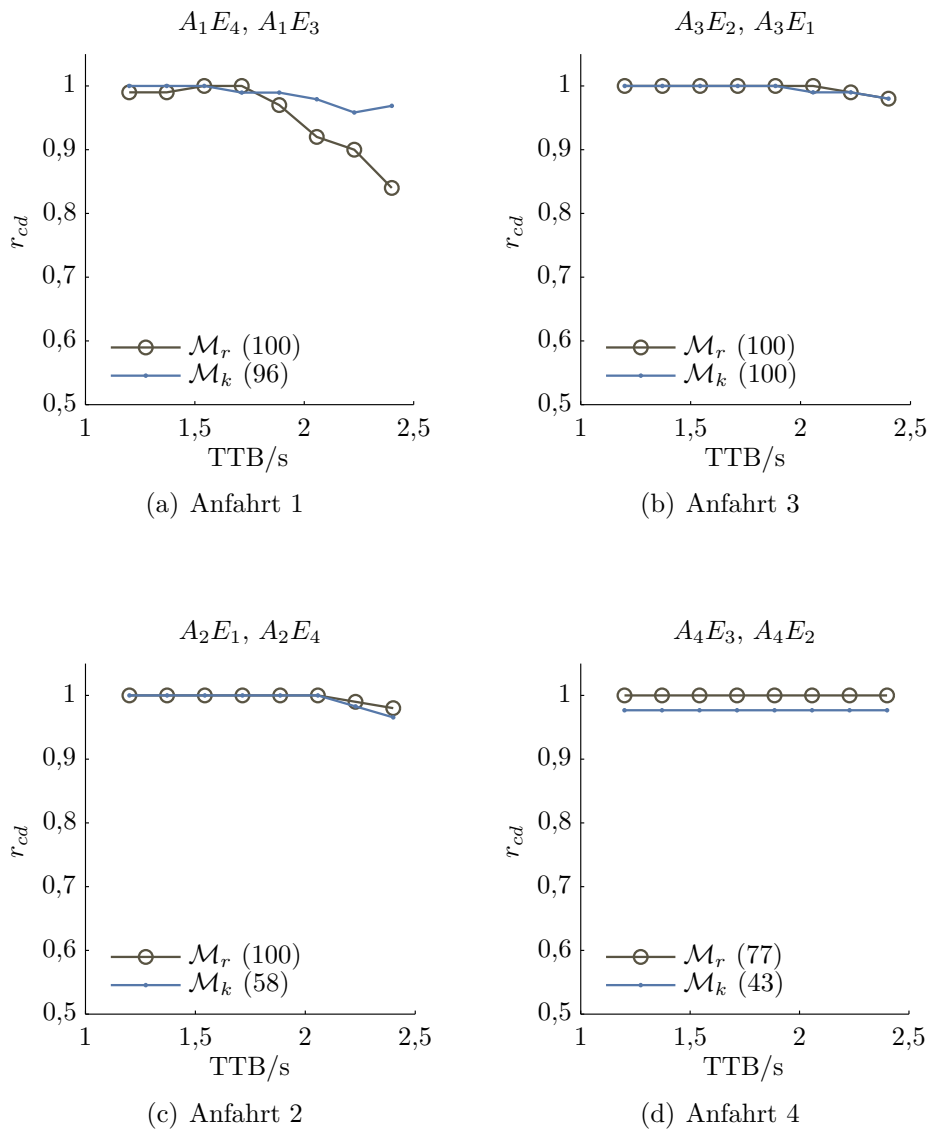
Die TTB unterscheidet sich also auf einem Kreuzungsarm für jede Abbiegehypothese aufgrund des unterschiedlichen Anhaltewegs. In der nachfolgenden Auswertung wird jeweils die TTB des Manövers betrachtet, das der Fahrer im weiteren Verlauf der Überfahrt *nicht* durchführt, da dies das Auslösekriterium für eine Falschwarnung darstellt. Desweiteren werden nur diejenigen Fahrten ausgewertet, in welchen ein etwaiges vorausfahrendes Fahrzeug keinen Einfluss auf das Geschwindigkeitsverhalten des Egofahrzeugs ausübt.

Basierend auf den Fahrdaten des Feldversuchs aus Kapitel 3 sind in Abbildung 6.2 die Ergebnisse für unterschiedliche Anfahrten und variierende Warnzeitpunkte dargestellt. Die Abbildung zeigt in Abhängigkeit der TTB, welcher Anteil  $r_{cd}$  aller Abbiegemanöver korrekt erkannt wird. Der Abbildung kann entnommen werden, dass bis zu einer TTB von 1,5 s über alle Anfahrten hinweg eine korrekte Klassifikation von mehr als 98 Prozent erreicht werden kann. Von Anfahrt 1 abgesehen, kann schon bei Bremszeitreserven von 2,5 s eine Klassifikationsrate von über 98 % erreicht werden. Eine plausible Erklärung des Abfalls der Klassifikationsrate bei Anfahrt 1 liefert die Betrachtung des dazugehörigen Fahrspurverlaufs in Abbildung 6.1. Durch den schwach gekrümmten Kurvenverlauf der Abbiegespur unterscheiden sich Abbiege- und Geradeaustrajektorie weniger signifikant voneinander, wie bei den anderen Abbiegemanövern.

---

<sup>34</sup> Für eine eindeutige Referenzierung werden die Kreuzungsarme nummeriert. Ein Abbiegemanöver wird über eine Kombination aus Anfahrts- und Abfahrtsnummer durch die Ziffernkombination  $A_xE_y$  (für engl. *Approach* bzw. *Egress*) identifiziert, z.B. bezeichnet  $A_2E_1$  Rechtsabbiegen, von Süden kommend.





**Abbildung 6.2:** Anteil  $r_{cd}$  der korrekt erkannten Manöver auf einem Kreuzungsarm in Abhängigkeit der TTB. Die Zahl in Klammern gibt die Anzahl der ausgewerteten Überfahrten an.  $\mathcal{M}_r$  bezeichnet Rechtsabbiegen,  $\mathcal{M}_k$  Kreuzen.

### 6.1.1 Vergleich mit einem alternativen Ansatz

Die bisherige Evaluierung belegt, dass der Gradient der Überführungskosten bereits in einer frühen Phase der Kreuzungsannäherung eine Bewertung der Fahrerabsicht ermöglicht. Diese Form der Absichtsbewertung, nachfolgend CTG-Ansatz genannt, ist jedoch mit einem vergleichsweise hohen Rechenaufwand verbunden, zumindest bei der Online-Generierung der Trajektorien. Es stellt sich die Frage, ob nicht auch einfachere Ansätze ein vergleichbares Ergebnis erzielen können.

Als alternativer Ansatz wird eine Fahrspurzuordnung mittels Map-Matching betrachtet, nachfolgend MM-Ansatz genannt. Dieser bestimmt die beiden in Abschnitt 2.3.1 beschriebenen Merkmale *Abstand* und *Kurswinkeldifferenz* zur Fahrspur und schließt daraus mit der Klassifikation nach (2.38) auf die Fahrspur. Die a-priori Wahrscheinlichkeit wird für jedes Manöver gleich gewählt, womit  $p(\mathcal{M}_1) = p(\mathcal{M}_2) = 0,5$  gilt und sich (2.38) vereinfacht

$$p(\mathcal{M}_i | \mathbf{x}_{\text{MM}}) = \frac{p(\mathbf{x}_{\text{MM}} | \mathcal{M}_i)}{p(\mathbf{x}_{\text{MM}} | \mathcal{M}_1) + p(\mathbf{x}_{\text{MM}} | \mathcal{M}_2)}. \quad (6.2)$$

In Abbildung 6.3 sind die Ergebnisse als ROC<sup>35</sup>-Kurve dargestellt. Dabei bezeichnet die *Sensitivität* die Klassifikationsrate der abbiegenden Anfahrten und *1-Spezifität* die der kreuzenden Anfahrten. Der Verlauf der Kurven ergibt sich durch Variation des Schwellwerts der Klassifikation für den Unterschied in dem Gradienten der Überführungskosten bzw. der Wahrscheinlichkeit einer Spurzuordnung. Die vergleichende Bewertung erfolgt zu den beiden Zeitpunkten TTB = 1,2 s und 2,4 s und wird getrennt für den vorfahrtsberechtigten (Anfahrt 1 und 3) und wartepflichtigen (Anfahrt 2 und 4) Kreuzungsarm vorgenommen.

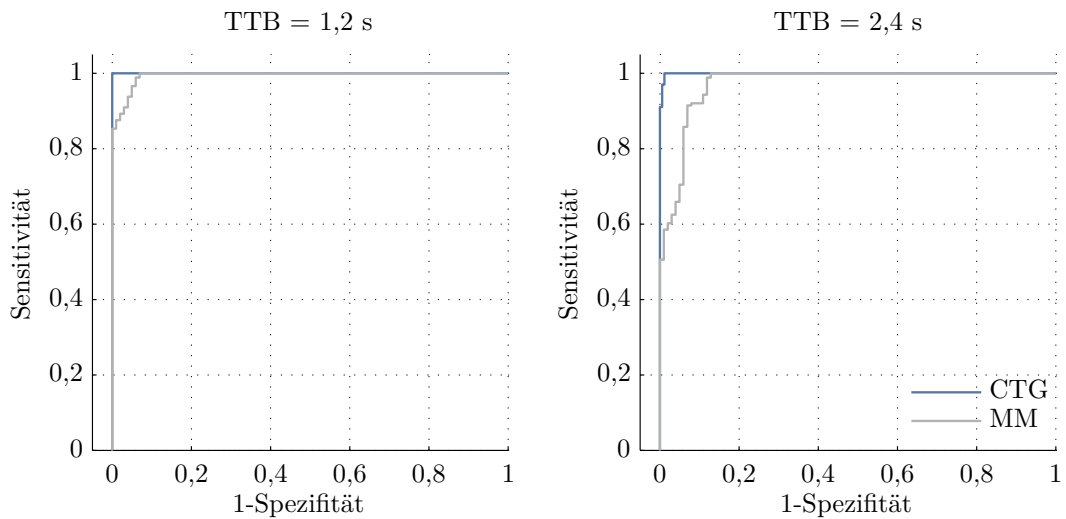
Die Untersuchung der wartepflichtigen Anfahrten zeigt, dass der Unterschied in der Leistungsfähigkeit der beiden Verfahren vergleichsweise gering ist, mit leichten Vorteilen für den CTG-Ansatz (siehe Abbildung 6.3(a)). Dieser geringe Unterschied lässt sich zum einen durch die genaue GPS-Messung des Kurswinkels erklären, die eine präzise Erkennung von Kursabweichungen von der Fahrspur ermöglicht. Zum anderen reduzieren die Fahrer in dieser Situation unabhängig vom Abbiegemanöver die Geschwindigkeit, wodurch das Geschwindigkeitsverhalten wenig Information über die Abbiegeabsicht enthält.

Die Auswertung der vorfahrtsberechtigten Anfahrten zeigt, dass die Klassifikationsleistung des MM-Ansatzes in diesen Situationen entscheidend zurück geht (siehe Abbildung 6.3(b)). Eine plausible Erklärung ist, dass das Geschwindigkeitsverhalten von vorfahrtsberechtigten Fahrzeugen in dieser Situation viel Information darüber enthält, welches Abbiegemanöver ein Fahrer plant. Die Geschwindigkeit wird jedoch im MM-Ansatz nicht berücksichtigt. Zusammenfassend bestätigt sich, dass der CTG-Ansatz über alle Situationen hinweg dem MM-Ansatz überlegen ist und eine beinahe ideale Klassifikation erreicht.

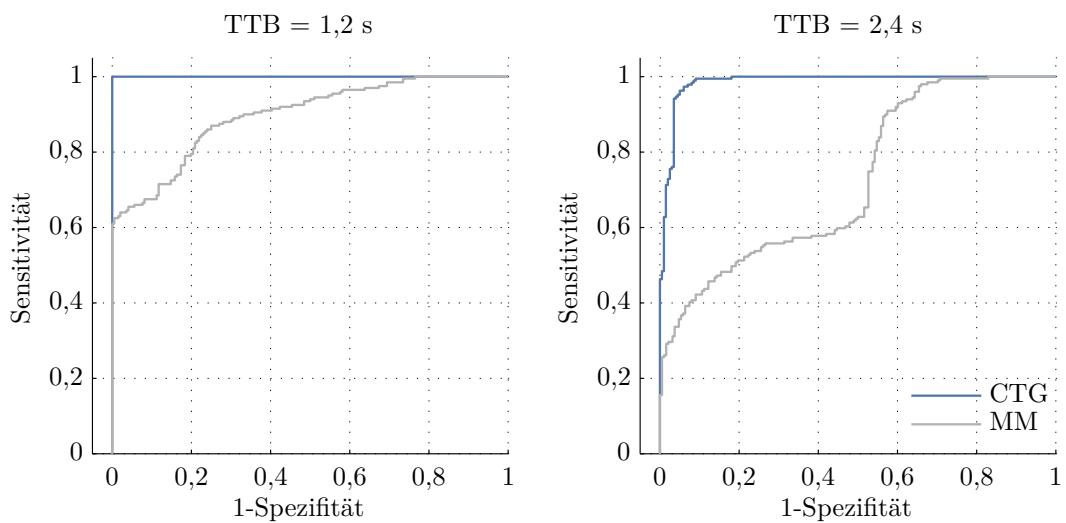
### 6.1.2 Diskussion

Es wurde gezeigt, dass die Verwendung der optimalen Überführungskosten zur Bewertung des beabsichtigten Manövers geeignet ist. Anhand von über 600 Kreuzungsüberfahrten un-

<sup>35</sup> Receiver Operating Characteristic



(a) Wartepflichtiger Kreuzungsarm (N=277)



(b) Vorfahrtsberechtigter Kreuzungsarm (N=387)

**Abbildung 6.3:** Klassifikationsraten bei der Bewertung der Abbiegeabsicht mit Überführungskosten (CTG) und Fahrspurzuordnung (MM)

terschiedlicher Fahrer kann nachgewiesen werden, dass das im weiteren Verlauf durchgeführte Manöver rechtzeitig erkannt werden kann, bevor vor einem nicht relevanten Konflikt gewarnt wird. In dem untersuchten Datensatz können bei einer TTB von 1,5s über alle Fahrten hinweg 99 % der Manöver erkannt werden, bei einer TTB von 2,5s insgesamt noch 95 % aller Fahrten. Damit erfolgt auch der Nachweis, dass mit seriennaher Lokalisierung eine für ein Warnsystem rechtzeitige Vorhersage des beabsichtigten Manövers möglich ist. Im Vergleich mit einer einfachen Fahrspurzuordnung wird deutlich, dass die Methode der Überführungskosten insbesondere in Situationen vorteilhaft ist, in welchen das zeitliche Verhalten des Fahrers die Hauptinformation über das gewünschte Abbiegemanöver beinhaltet.

## 6.2 Bewertung der Anhalteabsicht

In Abschnitt 5.4 wird ein Verfahren beschrieben, das den Warnzeitpunkt in Abhängigkeit der Unsicherheiten der Eingangsdaten adaptiert. Aufgrund der Unsicherheiten bei der Berechnung der Kritikalität liegt der tatsächliche Warnzeitpunkt nach dem deterministischen Warnzeitpunkt  $t_w$ . Dies geht wegen der reduzierten Reaktionszeitreserve zu Lasten der Wirksamkeit im Falle einer kritischen Situation. Es wird jedoch angenommen, dass gleichzeitig die Falschwarnwahrscheinlichkeit reduziert wird. Kann das vorgeschlagene probabilistische Verfahren das Warndilemma besser auflösen wie der deterministische Ansatz? Um diese Frage zu beantworten werden die verschiedenen Verfahren auf Messdaten aus dem Feldversuch aus Kapitel 3 angewendet.

Doch bevor die eigentliche Gütebewertung vorgenommen werden kann, wird zunächst ein Modell betrachtet, das eine Vorhersage der zu erwartenden Verletzungsschwere bei einem Unfall trifft und bei der Wirksamkeitsbewertung Anwendung findet. Die nachfolgend beschriebene Verletzungsrisikofunktion ermöglicht somit eine kombinierte Bewertung des Sicherheitsgewinns durch Kollisionsvermeidung und -folgenminderung mittels einer einzigen skalaren Größe.

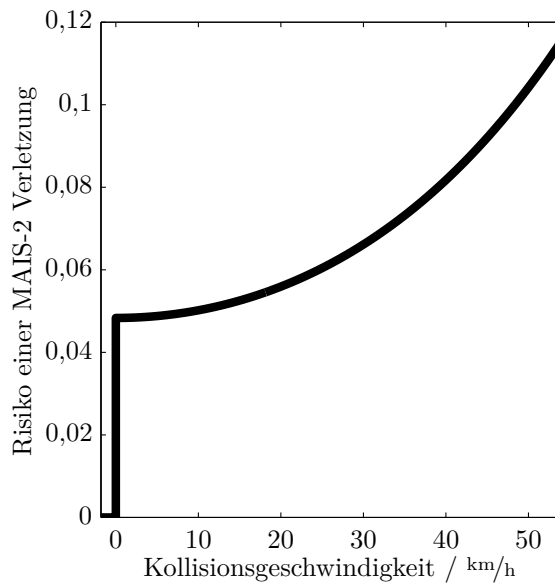
### 6.2.1 Prognose der Unfallfolgeschwere

In der Unfallforschung wird die Letalität von Unfallfolgen mit Hilfe der AIS-Skala<sup>36</sup> bewertet. Die Skala teilt die Schwere einer Verletzung in diskrete Gruppen ein (siehe Tabelle A.1). Bei mehreren Einzelverletzungen wird die Verletzung mit der größten AIS-Stufe durch den maximalen AIS-Wert (MAIS-Wert) erfasst. In der GIDAS-Datenbank sind neben dem Unfallhergang auch systematisch die MAIS-Werte von Unfällen enthalten. Mit Hilfe der Datenbank ist es möglich, einen Zusammenhang zwischen Kollisionsparametern, wie den Kollisionsgeschwindigkeiten, und der Verletzungsschwere herzustellen.

Nach Schubert u. Erbsmehl (2013) wird dazu zunächst aus dem Kollisionswinkel  $\alpha_{col}$  und den Beträgen der Geschwindigkeiten  $v_{col,1}$  und  $v_{col,2}$  der beiden Kollisionsgegner die

---

<sup>36</sup> Abbreviated Injury Scale, siehe z.B. Haasper u. a. (2010)



**Abbildung 6.4:** Verletzungsrisikofunktion für Kollisionen mit Querverkehr nach Schubert u. Erbsmehl (2013)

Differenzgeschwindigkeit  $v_{\text{col,dif}}$  bestimmt

$$v_{\text{col,dif}} = \sqrt{(v_{\text{col},1} \sin(\alpha_{\text{col}}))^2 + (v_{\text{col},1} \cos(\alpha_{\text{col}}) - v_{\text{col},2})^2}. \quad (6.3)$$

Die Risikofunktion für eine Verletzung mit MAIS-2-Einstufung<sup>37</sup> oder höher beträgt

$$p_{\text{inj}} = (1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 v_{\text{col,dif}})})^{-1}, \quad (6.4)$$

mit den Parametern  $\beta_0 = -4,98$  und  $\beta_1 = 0,04$ . Abbildung 6.4 zeigt qualitativ die Abhängigkeit des Verletzungsrisikos von der Geschwindigkeit des Egofahrzeugs bei einer orthogonalen Kollision mit Querverkehr mit der Geschwindigkeit von  $v_{\text{col},2} = 50 \text{ km/h}$ .

## 6.2.2 Vorbetrachtungen

Die Gütebewertung der Anhalteerkennung wird nachfolgend auf Fahrdaten von Versuchsproubanden vorgenommen. Eine grundlegende Voraussetzung für die Gütebewertung ist die Kennzeichnung derjenigen Anfahrten, in welchen ein Eingriff als berechtigt bzw. nicht berechtigt erachtet wird.

Für jede Anfahrt an eine Kreuzung lässt sich im Nachhinein ermitteln, ob der Fahrer vor der Haltelinie angehalten hat oder diese ohne Stillstand überquert hat. Die Anfahrten lassen sich demzufolge in die beiden Klassen *Anhalter* und *Durchfahrer* einteilen.<sup>38</sup> Eine optimale Warnfunktion sollte nur einen möglichst geringen Anteil der Anhalter warnen.

<sup>37</sup> Die Bewertung MAIS-2 entspricht einer *ernsthaften* Verletzung, siehe Tabelle A.1.

<sup>38</sup> Eine Anfahrt wird hier als Anhalter klassifiziert, wenn die Geschwindigkeit im Bereich zwischen 10 m vor oder 5 m nach der Haltelinie zu Null wird, andernfalls als Durchfahrer.

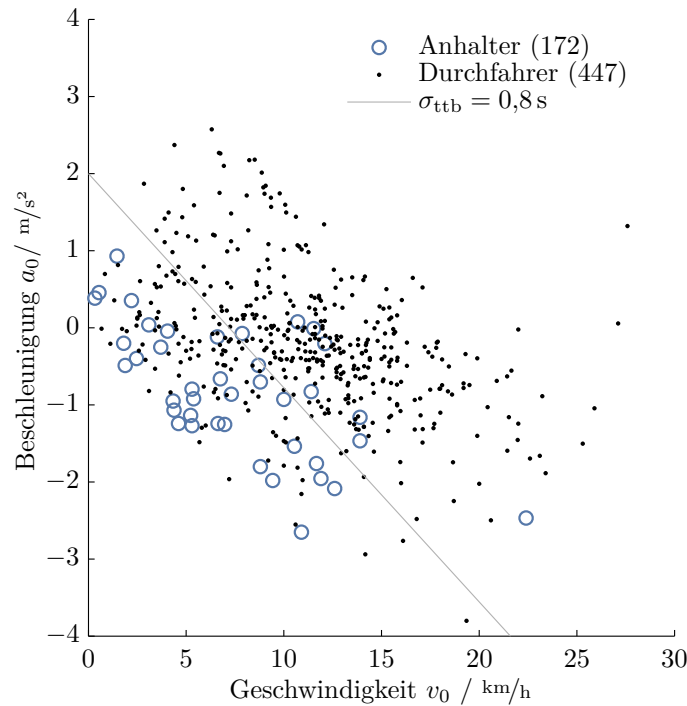
Durchfahrern hingegen sollte eine möglichst große Reaktionszeitreserve verschafft werden, damit diese im Falle einer kritischen Situation rechtzeitig vor der Kreuzung anhalten können. Dieser Überlegung liegt die Annahme zu Grunde, dass der Verursacher eines Unfalls, der ein querendes Fahrzeug übersieht, in seinem Geschwindigkeitsverhalten einem Durchfahrer ähnelt: Er verzögert zunächst aufgrund der Vorfahrt-Achten Situation und entscheidet sich ab einem bestimmten Zeitpunkt dazu, den Anhaltevorgang abubrechen und durchzufahren - ähnlich einem wartepflichtigen Fahrer, der eine Kreuzung ohne für ihn relevanten Querverkehr überquert.

Für die Bewertung der Anhalteabsicht wird die Betrachtung auf die Zustände der Längsdynamik  $(x_0, v_0, a_0)$  des Egofahrzeugs reduziert und das Abbiegemanöver als bekannt angenommen. Der Einfluss des Fremdfahrzeugs wird zunächst noch vernachlässigt und somit kann der Aspekt der Akzeptanz von Zeitlücken querender Fahrzeuge nicht berücksichtigt werden. Weiter wird in diesem Abschnitt anhand der Bremszeitreserve auf die Anhalteabsicht geschlossen, unter Vernachlässigung der Beschleunigungszeitreserve.

Trotz dieser Vereinfachungen können wichtige Erkenntnisse abgeleitet werden. Das Vorgehen ermöglicht den Vergleich des probabilistischen Ansatzes aus Abschnitt 5.4 mit dem deterministischen Ansatz. Weiterhin kann evaluiert werden, ob sich die Annahme einer abschnittsweise konstanten Beschleunigung für die Berechnung von  $TTB_{ko}$  als vorteilhaft im Vergleich zum CA-Ansatz (siehe  $TTB_{CA}$ ) erweist. Als weiteren Vorteil ermöglicht es diese Betrachtung, beinahe jede beliebige Kreuzungsanfahrt für die Evaluierung heranzuziehen, also auch diejenigen ohne Querverkehr. Schließlich tritt das Ereignis, dass zwei Fahrzeuge die Kreuzung zur gleichen Zeit erreichen, im Vergleich zu einer alleinigen Anfahrt wesentlich seltener auf. Eine breite Datenbasis ist vor allem in Anbetracht der großen Streubreite des Fahrerverhaltens und des Messfehlers von großem Vorteil für ein valides Ergebnis und ermöglicht weiterhin eine wohlbegründete Wahl der Parameter der Warnfunktion.

Für die Gütebewertung der Anhaltererkennung werden die mit Messunsicherheiten behafteten Daten des Feldversuchs aus Kapitel 3 verwendet und daraus die Kreuzungsanfahrten auf einem wartepflichtigen Kreuzungsarm extrahiert. Der resultierende Datensatz besteht aus insgesamt  $n_m = 619$  Kreuzungsanfahrten, wovon 447 als Durchfahrer klassifiziert sind. Es werden ausschließlich Anfahrten ohne Vorderfahrzeug ausgewertet. Abbildung 6.5 dient zur Visualisierung des Datensatzes. Es ist für jede Kreuzungsanfahrt Geschwindigkeit und Beschleunigung zu dem Zeitpunkt abgebildet, wenn erstmalig eine bestimmte Warnschwelle ( $TTB_{ko} \leq 1,0$  s) unterschritten wird. Der Legende kann entnommen werden, ob es sich bei einem Datenpunkt um einen Anhalter oder Durchfahrer handelt. Die Anfahrten, die zu keinem Zeitpunkt die Warnschwelle unterschreiten (größtenteils aus der Klasse der Anhalter), sind nicht abgebildet.

Grundsätzlich zeigt sich die plausible Tendenz, dass Anhalter eine niedrigere Geschwindigkeit und Beschleunigung aufweisen als Durchfahrer. Auch die vereinfachte Betrachtung der TTB in Abschnitt 5.4.1 führt zu einer vergleichbaren Bewertung. Zur Verdeutlichung ist in der Abbildung der Verlauf von  $\sigma_{ttb}$  nach (5.55) dargestellt. Für eine geeignete Wahl des Warnzeitpunkts  $t_w$  und des Konfidenzniveaus  $p_{conf}$  werden sämtliche Anhalter unterhalb dieser Geraden zu diesem Warnzeitpunkt nicht gewarnt. Der eingezeichnete Verlauf verhindert Falschwarnungen bei einem Großteil der Anhalter, gleichzeitig bleibt die Warnung



**Abbildung 6.5:** Längsdynamik beim Erreichen des Zeitpunkts  $\text{TTB}_{\text{ko}} \leq 1,0 \text{ s}$

bei einem vergleichsweise kleinen Anteil der Durchfahrer aus. Der Ansatz erzielt somit hinsichtlich des Warndilemmas einen guten Kompromiss.

### 6.2.3 Gütebewertung

Die Gütebewertung der Warnfunktion basiert auf dem beschriebenen Datensatz und erfolgt mittels der beiden Größen der Falschwarnrate  $p_{fp}$  und dem Potential zur Unfallvermeidung  $p_{uw}$ . Die Falschwarnrate wird aus dem Anteil der Anfahrten aus der Klasse der Anhalter bestimmt, die eine Warnung erhalten.

Die Berechnung des Unfallvermeidungspotentials erfolgt mit Hilfe der Verletzungsrisikofunktion aus Abschnitt 6.2.1. Für jeden Durchfahrer wird zunächst die Geschwindigkeit beim Erreichen der Haltelinie bestimmt. Das Verletzungsrisiko ohne Warnfunktion  $p_{\text{inj},0}$  ergibt sich aus einer fiktiven Kollision mit Querverkehr unter Anwendung von (6.4). Für dieselbe Situation wird der Warnzeitpunkt bestimmt und nach Ablauf der Reaktionszeit  $t_R$  eine fahrerinitiierte Verzögerung mit  $a_{\text{min}}$  angenommen. Aus dem geänderten Situationsverlauf ergibt sich eine neue Geschwindigkeit beim Erreichen der Haltelinie, welche die tatsächliche Bewegung des Fahrers im Zeitraum zwischen Warnung und Fahrerreaktion berücksichtigt. Damit lässt sich das Verletzungsrisiko  $p_{\text{inj},w}$  mit Warnfunktion bestimmen. Das Potential zur Unfallvermeidung ergibt sich aus der relativen Reduktion des Verlet-

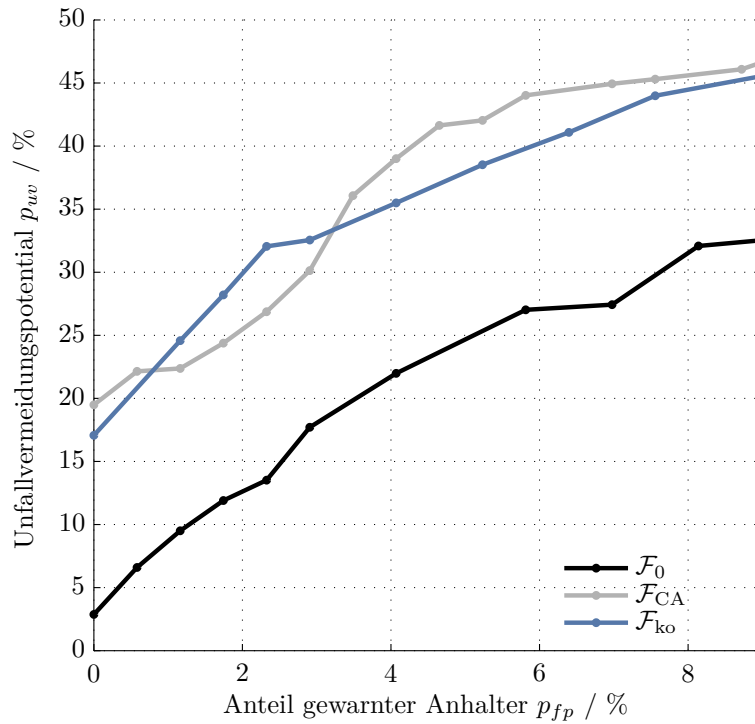


Abbildung 6.6: Gütebewertung der Warnfunktionen

zungsrisikos, das über alle  $n_m$  Anfahrten aufsummiert wird

$$p_{uv} = \frac{1}{n_m} \sum_i \frac{p_{inj,0} - p_{inj,w}}{p_{inj,0}}. \quad (6.5)$$

Bei der Betrachtung der Verletzungsrisikofunktion in Abbildung 6.4 wird deutlich, dass eine Reduktion der Kollisionsgeschwindigkeit das Unfallvermeidungspotential zwar zu einem gewissen Anteil reduzieren kann, der größte Nutzen entsteht jedoch, wenn die Kollision vollständig vermieden wird.

Es werden drei verschiedene Warnfunktionen miteinander verglichen. Die Warnbedingungen lauten:

- $\mathcal{F}_0$ : Warnung, wenn  $TTB_{ko} < t_w$  und  $v_0 > v_{\min}$ . Dies entspricht einer deterministischen Betrachtung mit einer unteren Schwelle für die Geschwindigkeit.
- $\mathcal{F}_{CA}$ : Warnung, wenn  $p(TTB_{CA} < t_w) > p_{\text{conf}}$ . Dies entspricht einer probabilistischen Betrachtung und der Berechnung mit Algorithmus 1, mit CA-Modell für die Prädiktion.
- $\mathcal{F}_{ko}$ : Warnung, wenn  $p(TTB_{ko} < t_w) > p_{\text{conf}}$ . Dies entspricht einer probabilistischen Betrachtung und der Berechnung mit Algorithmus 2, mit der auf die Dauer  $t_a = 1$  s beschränkte CA-Phase.

Jede der drei untersuchten Warnfunktionen besitzt zwei Parameter ( $t_w$  und  $p_{\text{conf}}$  bzw.  $v_{\min}$ ), welche innerhalb eines geeigneten Wertebereiches variiert werden. In Tabelle A.2



sind Parametrierung und Variationsintervalle aufgeführt. Auf den Datensatz angewendet, führt jede Parameterkonfiguration zu einem Punkt in Abbildung 6.6 zur Gütebewertung. Die Güte einer Warnkonfiguration nimmt mit sinkendem Abstand zur linken, oberen Ecke in Abbildung 6.6 zu. Dieser Zustand wird erreicht, wenn in der Klasse der Anhalter keine Warnung ausgegeben wird und alle Durchfahrer eine Warnzeitreserve aufweisen, die mindestens der Fahrerreaktionszeit  $t_R$  entspricht. Aus der Punktmenge, die durch die Variation der Parameter entsteht, ist für eine übersichtliche Darstellung für jede Warnfunktion nur die Pareto-Front abgebildet.

Die betrachteten Ansätze unterscheiden sich maßgeblich darin, wie gut das Warndilemma aufgelöst werden kann. Abbildung 6.6 belegt, dass die probabilistischen Ansätze  $\mathcal{F}_{ko}$  und  $\mathcal{F}_{CA}$  über den gesamten betrachteten Wertebereich eine höhere Güte wie  $\mathcal{F}_0$  aufweisen. Die Wirksamkeit wird bei gleicher Falschwarnrate um ca. 10 Prozentpunkte gesteigert, was in manchen Bereichen einer Verdopplung gleichkommt. Im direkten Vergleich von  $\mathcal{F}_{ko}$  und  $\mathcal{F}_{CA}$  lässt sich keine eindeutige Aussage ableiten, welches Verfahren zu bevorzugen ist. In Tabellen A.3 bis A.5 sind die pareto-optimalen Konfigurationen der Warnfunktionen bis zu einer Falschwarnrate von 6 % aufgeführt. Mit Hilfe der Tabelle kann die optimale Parameterkonfiguration für eine gewünschte Falschwarnrate bestimmt werden.

### 6.2.4 Diskussion

Der vorausgegangene Abschnitt vergleicht unterschiedliche Verfahren zur Berechnung der Bremszeitreserve mit zeitbasierten Kriterien bei unsicheren Positionsdaten. Die Auswertung bestätigt die Überlegenheit der probabilistischen gegenüber der deterministischen Betrachtung. Mages (2008) erzielt bei einer Falschwarnrate von 2,5% mit radarbasierten Messungen eine Wirksamkeit von ca. 20%. Mit den vorgestellten Methoden kann bei vergleichbarer Falschwarnrate eine gesteigerte Wirksamkeit von ca. 30% erreicht werden, trotz der geringeren Qualität der Positionsmessung (GPS- statt radarbasiert). Eine mögliche Erklärung ist die direkte Messung der Längsbeschleunigung und die kontinuierliche Berücksichtigung in der Warnfunktion.

Auch wenn das Unfallvermeidungspotential von 30% relativ gering erscheinen mag, gibt es Grund zur Annahme, dass die Güte in der Praxis höher liegt. Dies ist zum einen darin begründet, dass die ermittelte Falschwarnrate nur bei Querverkehr von links zu erwarten ist<sup>39</sup>. Nähert sich Querverkehr von der rechten Seite, liegt mindestens eine Fahrspurbreite zusätzlich zwischen der Haltelinie und dem Konfliktbereich, wodurch Falschwarnungen wesentlich unwahrscheinlicher werden (vgl. Eichhorn u. a. (2013c)). Zum anderen wurde von den beiden möglichen Fahrfehlern des Missachtens der *Vorfahrtsregelung* oder des *Querverkehrs* der erst später zu erkennende, zweitgenannte Fehlertyp untersucht (vgl. Abschnitt 1.2.1). Hinsichtlich des erstgenannten Fehlertyps ist eine höhere Wirksamkeit zu erwarten. Ob sich diese Annahme bestätigt, wird bei den nun folgenden Untersuchungen auf Basis der GIDAS-Datenbank geklärt.

<sup>39</sup> Unter der Annahme von Rechtsverkehr.

### 6.3 Bewertung der Wirksamkeit

Die vorausgegangenen Betrachtungen ermöglichen das Ableiten einer Parametrierung der Warnfunktion, die bei konfliktfreiem Fahrerverhalten eine gewünschte Falschwarnrate nicht übersteigt. Darauf aufbauend wird nun der Frage nachgegangen, welche Wirksamkeit mit der Konfiguration des probabilistischen Ansatzes aus dem vorausgegangenen Abschnitt in konfliktbehafteten Situationen verbleibt und wie die Wirksamkeit von der Positionsgenauigkeit abhängt.

Unter der Annahme, dass die Kommunikation zwischen Egofahrzeug und Querverkehr rechtzeitig zustande kommt, existieren in einer realen Konfliktsituation zwei wesentliche Ursachen dafür, dass eine Warnung erst nach dem deterministischen Warnzeitpunkt  $t_w$  ausgegeben wird. Zum einen kann der Positionsfehler so ausgeprägt sein, dass die Kritikalität geringer eingeschätzt wird, als sie es tatsächlich ist. Zum anderen führt auch die probabilistische Berechnung der Zeitreserven zu einer Verschiebung des Warnzeitpunkts (siehe auch Abschnitt 5.4). Um die verbleibende Wirksamkeit zu bewerten, wird nun ein Vergleich der Reaktionszeitreserve bei fehlerfreier und fehlerbehafteter Umfeldwahrnehmung vorgenommen.

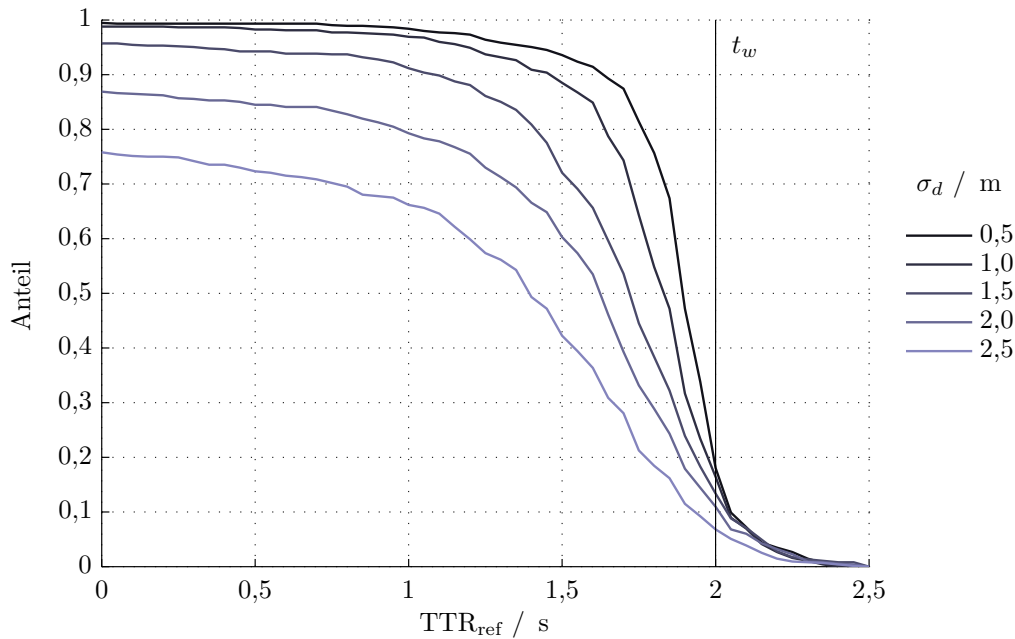
Als Datenbasis liegen die rekonstruierten Unfalldaten aus der GIDAS-Datenbank zu Grunde. In jeder der insgesamt 374 untersuchten Situationen findet eine Kollision statt. In den Daten ist der vollständige, zweidimensionale Zustandsverlauf der letzten fünf Sekunden vor der Kollision enthalten. Für jede Situation kann der Verlauf der Grundwahrheit für die Zeit bestimmt werden, die dem Fahrer verbleibt, um die Kollision abzuwenden. Dazu wird der letztmögliche Punkt der Egotrajektorie bestimmt, an welchem das Egofahrzeug noch anhalten kann, um den Unfall zu vermeiden. Die Strecke  $x_{kb,ref}$  entlang der Egotrajektorie bis zu diesem Punkt wird gemeinsam mit Geschwindigkeit und Beschleunigung des jeweiligen Zeitschritts dazu verwendet, die Referenz-Reaktionszeitreserve  $TTR_{ref}$  zu bestimmen. Als Deeskalationsmanöver wird ausschließlich Bremsen betrachtet, wodurch sich  $TTR_{ref}$  mit der TTB-Berechnung nach Algorithmus 1 ergibt

$$TTR_{ref} = f_{TTB}(x_{kb,ref}, v_0, a_0). \quad (6.6)$$

Der in Kapitel 5 beschriebene Warnalgorithmus ermittelt bei fehlerfreier Umfeldwahrnehmung denselben Warnzeitpunkt wie die Referenz, wenn sich Ego- und Objektfahrzeug entsprechend der bei der Prädiktion getroffenen Annahmen verhalten und das Manöver Bremsen gegenüber Beschleunigen die größere Zeitreserve aufweist.

Um den Einfluss des Lokalisierungsfehlers zu bewerten, werden die Positionsdaten von Ego- und Fremdfahrzeug in beiden Raumrichtungen von mittelwertfreiem, gaußischem Rauschen mit der Standardabweichung  $\sigma_d$  überlagert. Der Positionsfehler wird für jede Simulation zufallsgesteuert neu generiert. Auf der Grundlage dieser nachträglich verfälschten Daten wird der Warnzeitpunkt mit dem probabilistischen Verfahren bestimmt und mit der ohne Lokalisierungsfehler berechneten Referenz  $TTR_{ref}$  verglichen.

Abbildung 6.7 zeigt, bei welchem Anteil der Datensätze mit dem probabilistischen Ansatz mindestens die auf der x-Achse aufgetragene Reaktionszeitreserve besteht. Die Warnschwelle  $t_w$  ist als vertikale Linie eingezeichnet. Die an die Unsicherheiten adaptierte Warn-



**Abbildung 6.7:** Reaktionszeitreserve bei Variation der Standardabweichung des Positionsfehlers  $\sigma_d$

zeitberechnung bewirkt wie gewünscht, dass die Häufigkeit der Situationen, in welchen  $t_w$  überschritten wird, vergleichsweise gering ist. Es sei erwähnt, dass ein Überschreiten von  $t_w$  nicht nur durch Lokalisierungsfehler verursacht werden kann, sondern auch dadurch, dass sich die Kollisionspartner abweichend von den Prädiktionsannahmen verhalten. In einigen Situationen der GIDAS-Datenbank führt das Ausweichen des Kollisionspartners kurz vor der Kollision dazu, dass sich die prädizierte Reaktionszeitreserve gegenüber der Referenz  $TTR_{\text{ref}}$  erhöht.

In Tabelle A.6 sind die für Abbildung 6.7 verwendeten Parameter aufgeführt. Warnschwelle  $t_w$  und Entscheidungssicherheit  $p_{\text{conf}}$  sind so gewählt, dass weniger als 3% der Anhalter in Abschnitt 6.2 eine Warnung erhalten. Die Mindestzeitlücke  $t_{\Delta, \text{min}}$  ist mit der Größe IAPET aus Abschnitt 1.2.1 vergleichbar. Die Verkehrsbeobachtung liefert diesbezüglich eine untere Grenze für die typische Fahrerakzeptanz von 1s. Bei einer Standardabweichung der Position von  $\sigma_d = 2,5$  m verbleibt mit dieser Konfiguration in 67 % der Fälle eine Warnzeitreserve von mindestens 1 s, in ca. 40 % der Fälle sind es mindestens 1,5 s.

Mit welchen Maßnahmen lässt sich die Wirksamkeit erhöhen? Eine frühere Warnung, also eine Erhöhung von  $t_w$ , führt zu einer erhöhten Falschwarnrate. Eine Reduktion der Entscheidungssicherheit  $p_{\text{conf}}$  erhöht die Wahrscheinlichkeit, dass die Warnung vor dem gewünschten Warnzeitpunkt ausgegeben wird (siehe Abbildung A.2) und ist somit ebenso wenig erstrebenswert. Eine Erhöhung der Mindestzeitlücke  $t_{\Delta, \text{min}}$  kann sich positiv auf die Wirksamkeit auswirken, ohne frühzeitige Warnungen zu begünstigen (siehe Abbildung A.3). Es muss jedoch beachtet werden, dass dadurch auch die Wahrscheinlichkeit subjektiv unberechtigter Warnungen ansteigt.

Eine alternative Möglichkeit besteht in der Verwendung von Kartenmaterial. Ist der exakte Fahrspurverlauf bekannt, kann unter der Annahme, dass der Fahrer im Durchschnitt in der Fahrspurmitte fährt, der laterale Positionsfehler von einem oder beiden Fahrzeugen wesentlich reduziert werden. Die Standardabweichung der Querabweichung zur Fahrspur menschlicher Fahrer liegt im Mittel bei ca. 0,5 m (Hiesgen, 2011) und damit deutlich unter der angenommenen GPS-Messgenauigkeit.

### 6.4 Zusammenfassung und Diskussion

Im vorliegenden Kapitel wird bewertet, inwiefern die im Rahmen dieser Arbeit entwickelten Methoden dazu beitragen, die Güte einer Warnfunktion im Kreuzungsbereich zu erhöhen. Bei der Evaluierung wird sowohl auf die umfangreichen Messdaten aus dem Feldversuch zurückgegriffen, wie auch auf rekonstruierte Unfälle. Ein besonderer Fokus wird bei der Parametrierung der Warnfunktion auf die kombinierte Optimierung von Falschwarnrate und Wirksamkeit gelegt. Weiter wird evaluiert, inwiefern die Anhalte- und Abbiegeabsicht des Fahrers aus dem fahrdynamischen Zustand erkannt werden kann.

Die Bewertung der Abbiegeabsicht kann mit der CTG-Methode in den untersuchten Daten bereits bei Bremszeitreserven von 2,5 s mit einer Zuverlässigkeit von 95% vorgenommen werden. Die Anhalteabsicht hingegen kann erst später festgestellt werden - hier führen erst die vorgeschlagenen probabilistischen Methoden zu einem guten Kompromiss aus Falschwarnrate und Wirksamkeit. Für eine Lokalisierungslösung mit einer Genauigkeit wie sie in dem Feldversuch verwendet wurde, zeigt sich eine Wirksamkeit zur Unfallvermeidung zwischen 30% bis 67%, je nach angenommenen Fahrfehler. Insbesondere bei den besonders schwerwiegenden Unfällen der GIDAS Datenbank ist mit einer hohen Wirksamkeit zu rechnen. Basierend auf dieser Datenbasis wird der qualitative Zusammenhang zwischen Wirksamkeit und Lokalisierungsgenauigkeit aufgezeigt.

---

## Zusammenfassung und Ausblick

---

### 7.1 Zusammenfassung

Die Unfallstatistik belegt, dass Unfälle an Kreuzungen einen großen Anteil am Gesamtunfallgeschehen ausmachen. Es gibt mehrere Hinweise darauf, dass die Bedeutung dieses Unfalltyps in Zukunft noch weiter zunehmen wird. Dennoch tragen die in Serienfahrzeugen verfügbaren aktiven Sicherheitssysteme bisher kaum zur Reduktion dieser Zahlen bei. Eine Ursache hierfür liegt in der oftmals sehr späten Detektion von querenden Fahrzeugen mit konventioneller On-Board Sensorik. Die Einführung der Kommunikation zwischen Fahrzeugen bietet hier einen vielversprechenden Ausweg, um auch bei Verdeckungen eine frühzeitige Unterstützung des Fahrers zu ermöglichen.

Mit dieser Erweiterung der Umfeldwahrnehmung gehen jedoch auch eine Reihe von technischen Herausforderungen einher. Bedingt durch die große Streubreite der Genauigkeit der satellitengestützten Lokalisierung ist mit einer variierenden Güte der Positionsdaten auszugehen. Kapitel 2 beleuchtet die Funktionsweise von GNSS-Systemen und bewertet die Genauigkeit des in dieser Arbeit verwendeten Systems. Ein zentrales Thema ist ebenso, wie die Lokalisierungsgenauigkeit gesteigert werden kann, beispielsweise durch die Fusion mit Inertialsensorik, die Weiterentwicklung von GNSS oder die Verwendung von alternativen Lokalisierungstechnologien unter Einbeziehung von Onboard-Sensorik. Um eine einheitliche, vom Sensortyp unabhängige Situationsbewertung zu ermöglichen, wird die C2X-Kommunikation für die Situationsbewertung als virtueller Sensor abstrahiert.

Auf diesen Voraussetzungen aufbauend, gliedert sich der wissenschaftliche Beitrag der vorliegenden Arbeit in die folgenden drei Teile: Der Absicherung von Anforderungen an die KQA, der Entwicklung neuer Methoden für die identifizierten Herausforderungen sowie dem Nachweis des Nutzens der vorgeschlagenen Verfahren.

Der Feldversuch leistet einen Beitrag dazu, die Ermittlung der Anforderungen an die KQA abzusichern (siehe Kapitel 3). Aus theoretischer Sicht sind schließlich eine Reihe

von technologischen Herausforderungen denkbar. Doch welche davon sind in der Praxis besonders relevant? Insbesondere der Einfluss des Menschen stellt einen schwer zu kalkulierenden Unsicherheitsfaktor dar und lässt sich kaum ohne geeignete Versuche bewerten. Um diese Frage zu beantworten, wird ein prototypisches Warnsystem entwickelt, in einem Feldversuch getestet und anschließend bewertet. Die gewonnenen Daten sind empirische Grundlage für die in der Praxis auftretenden Unsicherheiten aus Messung und Fahrerverhalten und ermöglichen die wohlbegründete Identifikation von Optimierungsmaßnahmen.

Darauf aufbauend werden in dieser Arbeit neuartige Verfahren zur Beherrschung der im Feldversuch identifizierten Herausforderungen entwickelt. Es wird eine Methode vorgestellt, welche anhand des Bewegungszustands bewertet, welches Abbiegemanöver der Fahrer voraussichtlich durchführen wird (siehe Kapitel 4). Dazu wird mit Hilfe eines Kostenfunktional für jede Abbiegehypothese eine Trajektorie geplant. Das beabsichtigte Manöver wird durch den Vergleich der Optimalkosten bestimmt, die für die Durchführung der Hypothesen benötigt werden. Das vorgestellte Verfahren eröffnet eine neue, modellbasierte Herangehensweise zur Fahrerintentionserkennung und vermeidet Unzulänglichkeiten der bestehenden, lernbasierten Methoden. Viele Ansätze aus der Literatur sammeln zunächst eine möglichst große Menge an Daten einer bestimmten Situationskategorie und wenden anschließend Methoden des maschinellen Lernens darauf an. Stattdessen wird in dieser Arbeit der Ansatz verfolgt, ein möglichst allgemeingültiges Kostenfunktional zu identifizieren, welches dann auf eine große Menge von Problemen anwendbar ist, auch wenn kein dedizierter Trainingsdatensatz dafür vorliegt.

Ein weiterer, methodischer Beitrag besteht in dem Entwurf eines neuen Verfahrens zur Schätzung der Unsicherheit bei der Bewertung der Kritikalität (siehe Kapitel 5). Wie bereits erwähnt unterliegt die Genauigkeit der Messdaten insbesondere bei der kommunikationsbasierten KQA, aber in abgeschwächter Form auch bei anderen Sensoren, einer Varianz. In vielen Fällen kann die Größe der Unsicherheit der Eingangsdaten jedoch abgeschätzt werden. Um den Zielkonflikt zwischen Unfallvermeidungspotential und Falschwarnrate bestmöglich aufzulösen, kann deshalb nicht nur die Kritikalität bewertet werden, sondern auch deren Varianz. Diese probabilistische Betrachtung gelingt, indem die Berechnung der Kritikalität als Transformation der Wahrscheinlichkeitsverteilung der Eingangsdaten aufgefasst wird. Die resultierende Verteilung wird dann unter Anwendung von numerischen Integrationsmethoden approximiert. Das Verfahren wird unter der Annahme von unsicheren Positionsdaten auf die Bewertung der Kritikalität mit Zeitreserven angewendet. Es werden die daraus resultierenden Herausforderungen für die Anwendbarkeit der Integrationsmethoden analysiert und geeignete Lösungsansätze abgeleitet. Der Hauptvorteil der vorgeschlagenen Methode im Vergleich zu den weit verbreiteten Monte-Carlo Ansätzen liegt in einer maßgeblichen Reduktion des Rechenaufwands bei der Schätzung der Varianz der Reaktionszeitreserve.

Der dritte Teil des wissenschaftlichen Beitrags dieser Arbeit besteht aus einer weitreichenden Evaluierung der entwickelten Methoden (siehe Kapitel 6) und dem quantitativen Ermitteln von Leistungsmerkmalen. Die Manövererkennung mit dem CTG-Ansatz wird mit einem alternativen Verfahren verglichen. Grundlage ist die umfangreiche, im Feldversuch gewonnene Datenbasis mit mehreren hundert Abbiegemanövern. Vor allem auf dem

vorfahrtspflichtigen Kreuzungsarm zeigt sich mit dem CTG-Verfahren im Vergleich zu dem Map-Matching basierten Ansatz eine wesentlich erhöhte Klassifikationsrate. In den vorliegenden Daten kann bereits bei einer Bremszeitreserve von 2,5s das im weiteren Verlauf vollzogene Abbiegemanöver korrekt erkannt werden.

Ein weiterer Schwerpunkt der Evaluierung wird auf die Bewertung der Funktionsgüte gelegt, also wie gut der Zielkonflikt zwischen Falschwarnrate und Unfallvermeidungspotential aufgelöst werden kann. Dazu wird neben den Daten aus dem Feldversuch auf rekonstruierte Kreuzungsunfälle zurück gegriffen. Am Beispiel der Anhalteeerkennung weisen die Ergebnisse einen deutlichen Nutzen der probabilistischen Situationsbewertung für die Funktionsgüte nach. Als weiteres Ergebnis liegt eine quantitative Abschätzung des zu erwartenden Unfallvermeidungspotentials in Abhängigkeit der Lokalisierungsgenauigkeit vor. Dies stellt eine hilfreiche Entscheidungsgrundlage dar, um Anforderungen an die Lokalisierung zu spezifizieren.

## 7.2 Ausblick

Diese Arbeit liefert eine Grundlage, um essentielle Fragen der KQA zu bewerten: Welche Absichten besitzt der Fahrer? Möchte er anhalten, abbiegen oder durchfahren? Wie viel Reaktionszeit verbleibt, um ein kollisionsvermeidendes Manöver durchzuführen? Mit welcher Genauigkeit kann diese Aussage getroffen werden? Kann das beabsichtigte Manöver rechtzeitig erkannt werden, um im Falle einer kritischen Situation eine hinreichende Reaktionszeitreserve zu ermöglichen?

Darauf aufbauend können weiterführende Fragestellungen behandelt werden. In der Einleitung wurde bereits erwähnt, dass neben dem Bewegungszustand auch weitere Merkmale Aufschluss über die Fahrerintention liefern. Dies umfasst beispielsweise den Blinker, die Blickrichtung oder auch die Zieleingabe aus dem Navigationssystem. Die Berücksichtigung all dieser Aspekte bei der Eingriffsentscheidung macht ein generisches Konzept zur Risikobewertung erforderlich. Vielversprechende Methoden dazu finden sich bei Liebner u. a. (2013).

Viele interessante Aspekte resultieren aus der Frage nach geeigneten Schnittstellen zum Fahrer. Der Kreuzungsbereich macht hier eigene Konzepte erforderlich, da die Aufmerksamkeit des Fahrers im Falle einer kritischen Situation gezielt in eine Richtung gelenkt werden muss, die in vielen Fällen außerhalb des momentanen Sichtbereichs liegt. Zielführend sind zum Beispiel akustische Warnungen mit Richtungskodierung (Thoma, 2010) oder optische Warnelemente, die in der A-Säule oder im Seitenspiegel platziert sind. Hinsichtlich der vielfältigen Möglichkeiten erscheint es eine spannende Aufgabe, das Wissen um die Unsicherheit der Situationsbewertung in einem Interaktionskonzept münden zu lassen, welches jederzeit die passende Warnmodalität auswählt.

## 7.3 Schluss

Die Fahrerassistenz an Kreuzungen ist ein komplexes Themenfeld und wird sehr wahrscheinlich auch weiterhin von großer Relevanz sein, um der Vision vom unfallfreien Fahren näher zu kommen. Die Ergebnisse dieser Arbeit erlauben die optimistische Einschätzung, dass bereits mit heutiger Technologie ein System umgesetzt werden kann, das einen Nutzen für den Fahrer mit sich bringt. Es verbleibt die spannende Frage, ob und wenn ja in welcher Ausprägung die Kommunikation zwischen Fahrzeugen Einzug in die Serienentwicklung hält. Unabhängig davon sind viele der in dieser Arbeit betrachteten Methoden losgelöst von einer bestimmten Sensorkonfiguration anwendbar.



### A.1 Fahrerbriefing

**Fahrerinformationen**

Um was geht es?

- Kommunikationstest

Wie läuft es ab?

- Testgeländefahrt
- Dauer etwa 60 Minuten

Was muss ich tun?

- Ampel ist für diesen Versuch deaktiviert, **es gilt allerdings die StVO**
- Im Ampelbereich „frei fahren“ – Es gibt keine festgelegten Routen.
- Keine Kolonnenbildung – Wenn also bspw. Vordermann links abbiegt, geradeaus weiterfahren, oder rechts abbiegen.
- Geschwindigkeit: Maximal 50km/h
- Blinker nutzen!

sim<sup>TD</sup>

169

Abbildung A.1: Briefing der Versuchsfahrer vor Durchführung des Drehbuchttests.

## A.2 AIS-Skala

AIS-Code	AIS-Schwere
0	Unverletzt
1	Gering
2	Ernsthaft
3	Schwer
4	Sehr schwer
5	Kritisch
6	Maximal (nicht behandelbar)

**Tabelle A.1:** Einteilung der Verletzungsschwere nach der AIS-Skala (Haasper u. a., 2010)

## A.3 Parametervariation der Warnfunktion

Beschreibung	Symbol	Wert	Einheit
Konstante Parameter			
Bremsverzögerung	$a_{\min}$	-7	m/s <sup>2</sup>
CA-Dauer	$t_a$	1	s
Lokalisierungsgenauigkeit	$\sigma_d$	2,3	m
Fahrerreaktionszeit	$t_R$	1	s
Geschwindigkeit Querverkehr	$v_{\text{col},2}$	50	km/h
Variierte Parameter			
Warnschwelle $\mathcal{F}_0$	$t_w$	[0,8, 2,5]	s
Warnschwelle $\mathcal{F}_{ko}$	$t_w$	[1,8, 2,5]	s
Warnschwelle $\mathcal{F}_{CA}$	$t_w$	[1,5, 2,5]	s
Mindestgeschwindigkeit $\mathcal{F}_0$	$v_{\min}$	[0, 8,3]	m/s
Entscheidungssicherheit $\mathcal{F}_{ko}$	$p_{\text{conf}}$	[0,8, 0,99]	—
Entscheidungssicherheit $\mathcal{F}_{CA}$	$p_{\text{conf}}$	[0,5, 0,9]	—

**Tabelle A.2:** Parametrierung der Warnfunktion in Abschnitt 6.2.3

$t_w$	$v_{\min}$	$p_{fp}$	$p_{uv}$
1,5083	8,3333	0	0,0287
0,9417	4,1667	0,0058	0,0660
1,0833	4,1667	0,0116	0,0950
1,2250	4,1667	0,0174	0,1190
0,9417	3,4722	0,0233	0,1352
1,0833	3,4722	0,0291	0,1771
1,2250	3,4722	0,0407	0,2198
1,3667	3,4722	0,0581	0,2702

**Tabelle A.3:** Pareto-optimale Warnkonfiguration für  $TTB_0$

$t_w$	$p_{\text{conf}}$	$p_{fp}$	$p_{uv}$
1,9167	0,9900	0	0,1707
2,1500	0,9900	0,0116	0,2458
1,9167	0,9583	0,0174	0,2820
2,3250	0,9900	0,0233	0,3205
2,1500	0,9742	0,0291	0,3255
2,2083	0,9742	0,0407	0,3549
2,2667	0,9742	0,0523	0,3852
2,3250	0,9742	0,0640	0,4109

**Tabelle A.4:** Pareto-optimale Warnkonfiguration für  $TTB_{ko}$

$t_w$	$p_{\text{conf}}$	$p_{fp}$	$p_{uv}$
2,5000	0,8333	0	0,1949
2,1667	0,7000	0,0058	0,2214
2,5000	0,8000	0,0116	0,2237
2,3333	0,7333	0,0174	0,2438
2,4167	0,7333	0,0233	0,2687
2,4167	0,7000	0,0291	0,3013
2,3333	0,6333	0,0349	0,3607
2,3333	0,6000	0,0407	0,3900
2,5000	0,6333	0,0465	0,4164
2,4167	0,6000	0,0523	0,4204
2,5000	0,6000	0,0581	0,4402

**Tabelle A.5:** Pareto-optimale Warnkonfiguration für  $TTB_{CA}$

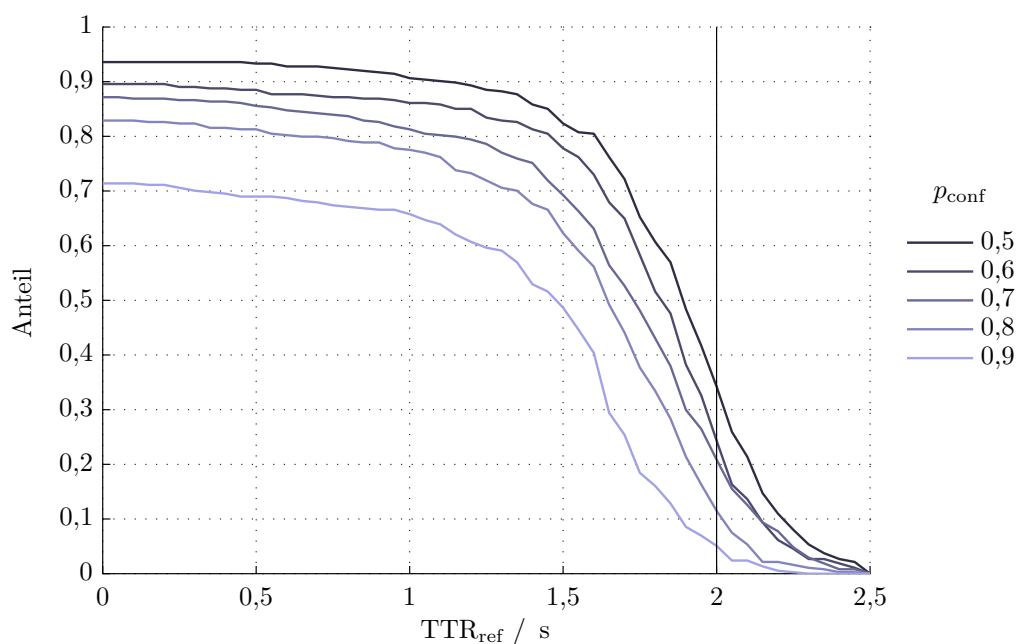


Abbildung A.2: Reaktionszeitreserve bei Variation der Entscheidungssicherheit  $p_{\text{conf}}$

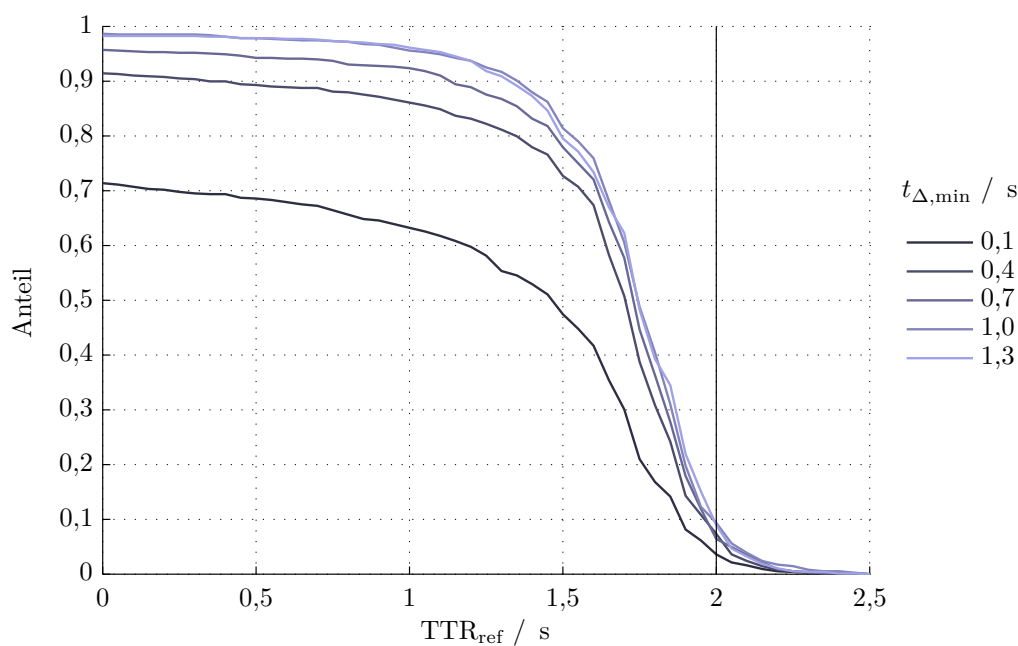


Abbildung A.3: Reaktionszeitreserve bei Variation der Mindestzeitlücke  $t_{\Delta,\text{min}}$

Beschreibung	Symbol	Wert	Einheit
Bremsverzögerung	$a_{\min}$	-7	m/s <sup>2</sup>
Warnschwelle	$t_w$	2,0	s
Entscheidungssicherheit	$p_{\text{conf}}$	0,8	—
Mindestzeitlücke	$t_{\Delta,\min}$	1	s

**Tabelle A.6:** Parametrierung der Warnfunktion in Abschnitt 6.3



---

## Literaturverzeichnis

---

- [Abbott u. Powell 1999] ABBOTT, E. ; POWELL, D.: Land-vehicle navigation using GPS. In: *Proceedings of the IEEE* 87 (1999), S. 145–162
- [Abramowitz u. Stegun 2012] ABRAMOWITZ, Milton ; STEGUN, Irene A.: *Handbook of mathematical functions: with formulas, graphs, and mathematical tables*. Courier Dover Publications, 2012
- [Aeberhard u. a. 2012] AEBERHARD, M. ; RAUCH, A. ; RABIEGA, M. ; KAEMPCHEN, N. ; BERTRAM, T.: Track-to-track fusion with asynchronous sensors and out-of-sequence tracks using information matrix fusion for advanced driver assistance systems. In: *Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 2012. – ISSN 1931–0587, S. 1–6
- [Althoff 2010] ALTHOFF, M.: *Reachability Analyses and its Application to the Safety Assessment of Autonomous Cars*. München, Technische Universität München, Diss., 2010. <http://mediatum2.ub.tum.de/doc/963752/963752.pdf>
- [Althoff u. Mergel 2011] ALTHOFF, M. ; MERGEL, A.: Comparison of Markov Chain Abstraction and Monte Carlo Simulation for the Safety Assessment of Autonomous Cars. In: *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems* 12 (2011), S. 1237 – 1247
- [Altmayer 2000] ALTMAYER, C.: Enhancing the integrity of integrated GPS/INS systems by cycle slip detection and correction. In: *IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)* (2000), S. 174–179
- [Aoude u. a. 2011] AOUDE, G. ; DESARAJU, V. ; STEPHENS, L. ; HOW, J.: Behavior classification algorithms at intersections and validation using naturalistic data. In: *Intelligent Vehicles Symposium (IV)* IEEE, 2011, S. 601–606
- [Aoude u. a. 2010] AOUDE, G.S. ; LUDERS, B.D. ; LEE, K.K.H. ; LEVINE, D.S. ; HOW, J.P.: Threat assessment design for driver assistance system at intersections. In: *13th*

- International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, 2010. – ISSN 2153–0009, S. 1855–1862
- [Atkinson 1978] ATKINSON, K.E.: *An introduction to numerical analysis*. Wiley, 1978. – ISBN 9780471029854
- [Azzalini 2013] AZZALINI, Adelchi: *The Skew-Normal and Related Families*. Bd. 3. Cambridge University Press, 2013
- [Bamberg u. a. 2012] BAMBERG, G. ; BAUR, F. ; KRAPP, M.: *Statistik*. Oldenbourg Wissenschaftsverlag, 2012 (Oldenbourgs Lehr- und Handbücher der Wirtschafts- u. Sozialwissenschaften). – ISBN 9783486716511
- [Bar-Shalom u. Fortmann 1988] BAR-SHALOM, Y. ; FORTMANN, T.E.: *Tracking and Data Association*. Academic Press, 1988
- [Berthelot u. a. 2011] BERTHELOT, A. ; TAMKE., A. ; DANG, T. ; BREUEL, G.: Handling Uncertainties in Criticality Assessment. In: *IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 2011
- [Berthelot u. a. 2012] BERTHELOT, A. ; TAMKE, A. ; DANG, T. ; BREUEL, G.: A novel approach for the probabilistic computation of Time-To-Collision. In: *Intelligent Vehicles Symposium*, 2012
- [Bishop 2007] BISHOP, Christopher M. ; JORDAN, Michael (Hrsg.) ; KLEINBERG, Jon (Hrsg.) ; SCHÖLKOPF, Bernhard (Hrsg.): *Pattern Recognition and Machine Learning*. Springer, 2007
- [Börger 2013] BÖRGER, Joachim: *Fahrerintentionserkennung und Kursprädiktion mit erweiterten Maschinellen Lernverfahren*, Universität Ulm, Diss., 2013
- [Brilon u. a. 1999] BRILON, Werner ; KOENIG, Ralph ; TROUTBECK, Rod J.: Useful estimation procedures for critical gaps. In: *Transportation Research Part A: Policy and Practice* 33 (1999), Nr. 3, S. 161–186
- [Brännström u. a. 2010] BRÄNNSTRÖM, Mattias ; COELINGH, Erik ; SJÖBERG, Jonas: Model-Based Threat Assessment for Avoiding Arbitrary Vehicle Collisions. In: *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems* Bd. 11, 2010
- [Broadhurst u. a. 2005] BROADHURST, Adrian ; BAKER, Simon ; KANADE, Takeo: Monte carlo road safety reasoning. In: *Intelligent Vehicles Symposium, 2005. Proceedings. IEEE*, 2005, S. 319–324
- [Camacho 2007] CAMACHO, Eduardo F. ; GRIMBLE, M.J. (Hrsg.) ; JOHNSON, M.A. (Hrsg.): *Model Predictive Control*. Springer, 2007
- [Davis u. Rabinowitz 1975] DAVIS, P.J. ; RABINOWITZ, P.: *Methods of numerical integration*. Academic Press, 1975 (Computer science and applied mathematics : a series of monographs and textbooks). – ISBN 9780122063503



- [Demmel u. a. 2012] DEMMEL, Sébastien ; LAMBERT, Alain ; GRUYER, Dominique ; RAKOTONIRAINY, Andry ; MONACELLI, Eric: Empirical IEEE 802.11 p performance evaluation on test tracks. In: *IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 2012, S. 837–842
- [Destatis 2012] DESTATIS: *Statistisches Bundesamt Deutschland - Verkehrsunfälle*. Verkehr Fachserie 8 Reihe 7, 2012
- [Destatis 2013] DESTATIS: *Statistisches Bundesamt Deutschland - Verkehr auf einen Blick*. <https://www.destatis.de/DE/Publikationen/Thematisch/TransportVerkehr/Querschnitt/BroschuereVerkehrBlick.html>. Version: April 2013
- [Doerzaph 2007] DOERZAPH, Zachary R.: *Development of a Threat Assessment Algorithm for Intersection Collision Avoidance Systems*, Virginia Polytechnic Institute and State University, Diss., 2007
- [Eichhorn u. a. 2013a] EICHHORN, A. ; WERLING, M. ; ZAHN, P. ; SCHRAMM, D.: Maneuver Prediction at Intersections using Cost-to-go Gradients. In: *16th International IEEE Conference on Intelligent Transport Systems (ITSC)*, 2013, 112-117
- [Eichhorn u. a. 2013b] EICHHORN, Andreas ; ZAHN, Peter ; SCHRAMM, Dieter: Automatic generation of intersection topologies using numerous GPS traces. In: *Wireless Vehicular Communications (WiVeC), 2013 IEEE 5th International Symposium on*, 2013, 1-5
- [Eichhorn u. a. 2013c] EICHHORN, Andreas ; ZAHN, Peter ; SCHRAMM, Dieter: A Warning Algorithm for Intersection Collision Avoidance. Version: 2013. [http://dx.doi.org/10.1007/978-3-319-00476-1\\_1](http://dx.doi.org/10.1007/978-3-319-00476-1_1). In: FISCHER-WOLFARTH, Jan (Hrsg.) ; MEYER, Gereon (Hrsg.): *Advanced Microsystems for Automotive Applications 2013*. Springer International Publishing, 2013 (Lecture Notes in Mobility). – ISBN 978–3–319–00475–4, 3-12
- [Eidehall 2007] EIDEHALL, Andreas: *Tracking and threat assessment for automotive collision avoidance*, Linköpings universitet, Diss., 2007
- [Erkert u. a. 1989] ERKERT, TW ; SESSIONS, J ; LAYTON, RD: A method for determining offtracking of multiple unit vehicle combinations. In: *Journal of Forest Engineering* 1 (1989), Nr. 1, S. 9–16
- [ERSO 2008] ERSO: *European Road Safety Observatory - Traffic Safety Facts*. 2008
- [Gandhi u. Trivedi 2007] GANDHI, T. ; TRIVEDI, M.: Pedestrian protection systems: Issues, survey, and challenges. In: *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems* 8 (2007), Nr. 3, S. 413–430
- [Gettman u. Head 2003] GETTMAN, Douglas ; HEAD, Larry: Surrogate safety measures from traffic simulation models. In: *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board* 1840 (2003), Nr. 1, S. 104–115

- [GIDAS-Konsortium ] GIDAS-KONSORTIUM: *German In-Depth Accident Study*. – <http://www.gidas.org/>
- [Goldhammer u. a. 2012] GOLDHAMMER, M. ; STRIGEL., E. ; MEISSNER, D. ; BRUNSMANN, U. ; DOLL, K. ; DIETMAYER, K.: Cooperative multi sensor network for traffic safety applications at intersections. In: *IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, 2012, S. 1178 – 1183
- [Gorjestani u. a. 2010] GORJESTANI, Alec ; MENON, Arvind ; CHENG, Pi-Ming ; NEWSTROM, Bryan ; SHANKWITZ, Craig ; DONATH, Max: Macroscopic Review of Driver Gap Acceptance and Rejection Behavior at Rural Thru-Stop Intersections in the US / Center for Transportation Studies, University of Minnesota. 2010. – Forschungsbericht
- [Haasper u. a. 2010] HAASPER, C. ; JUNGE, M. ; ERNSTBERGER, A. ; BREHME, H. ; HANNAWALD, L. ; LANGER, C. ; NEHMZOW, J. ; OTTE, D. ; SANDER, U. ; KRETTEK, C. ; ZWIPP, H.: Die Abbreviated Injury Scale (AIS), Potenzial und Probleme bei der Anwendung. In: *Unfallchirurg* 113 (2010), S. 336–372. <http://dx.doi.org/10.1007/s00113-010-1778-8>. – DOI 10.1007/s00113-010-1778-8
- [Hiesgen 2011] HIESGEN, Gregor: *Effiziente Entwicklung eines menschenzentrierten Querführungsassistenzsystems mit einem Fahrsimulator*, Universität Duisburg-Essen, Diss., 2011
- [Hillenbrand 2007] HILLENBRAND, J.: *Fahrerassistenz zur Kollisionsvermeidung*, Fakultät für Elektrotechnik und Informationstechnik der Universität Karlsruhe, Diss., 2007
- [Hillenbrand u. a. 2005] HILLENBRAND, J. ; KROSCHER, K. ; SCHMID, V.: Situation Assessment Algorithm for a Collision Prevention Assistant. In: *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, 2005
- [Hoffmann 2013] HOFFMANN, Silja: *Mikroskopische Modellierung und Bewertung von verkehrssicherheitskritischen Situationen*, Technische Universität München, Dissertation, 2013
- [IEEE Computer Society 2010] IEEE COMPUTER SOCIETY: *IEEE Std 802.11p-2010: Telecommunications and information exchange between systems - Local and metropolitan area networks - Specific requirements - Part II: Wireless LAN MAC and PHY Specifications - Amendment 6: Wireless Access in Vehicular Environments*. <http://standards.ieee.org/getieee802/download/802.11p-2010.pdf>. Version: 2010
- [Julier 2002] JULIER, S.J.: The scaled unscented transformation. In: *Proceedings of the 2002 American Control Conference* Bd. 6 IEEE, 2002, S. 4555–4559
- [Julier u. Uhlmann 2004] JULIER, S.J. ; UHLMANN, J.K.: Unscented filtering and nonlinear estimation. In: *Proceedings of the IEEE* 92 (2004), S. 401–422

- [Karlsson u. a. 2004] KARLSSON, R. ; JANSSON, J. ; GUSTAFSSON, F.: Model-based statistical tracking and decision making for collision avoidance application. In: *American Control Conference, 2004. Proceedings of the 2004* Bd. 4, 2004. – ISSN 0743–1619, S. 3435–3440 vol.4
- [Karrenberg 2008] KARRENBURG, S.: *Zur Erkennung unvermeidbarer Kollisionen von Kraftfahrzeugen mit Hilfe von Stellvertretertrajektorien*, Technische Universität Carolo-Wilhelmina zu Braunschweig, Diss., 2008
- [Kelly u. Nagy 2003] KELLY, A. ; NAGY, B.: Reactive nonholonomic trajectory generation via parametric optimal control. In: *The International Journal of Robotics Research* 22 (2003), Nr. 7-8, S. 583–601
- [Klanner 2008] KLANNER, F.: *Entwicklung eines kommunikationsbasierten Querverkehrsassistenten im Fahrzeug*, Technische Universität Darmstadt, Dissertation, 2008. <http://tuprints.ulb.tu-darmstadt.de/1168/>
- [Kämpchen u. a. 2009] KÄMPCHEN, Nico ; SCHIELE, Bruno ; DIETMAYER, Klaus: Situation assessment of an autonomous emergency brake for arbitrary vehicle-to-vehicle collision scenarios. In: *Intelligent Transportation Systems, IEEE Transactions on* 10 (2009), Nr. 4, S. 678–687
- [Lategahn u. a. 2013] LATEGAHN, H. ; SCHREIBER, M. ; ZIEGLER, J. ; STILLER, C.: Urban Localization with Camera and Inertial Measurement Unit. In: *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, 2013
- [LaValle 2006] LAVALLE, S.M.: *Planning Algorithms*. Cambridge University Press, 2006
- [Lefèvre u. a. 2011] LEFÈVRE, S. ; LAUGIER, C. ; IBÁÑEZ-GUZMÁN, J.: Exploiting map information for driver intention estimation at road intersections. In: *IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 2011, S. 583–588
- [Lerner 2002] LERNER, U.: *Hybrid Bayesian Networks for Reasoning about Complex Systems*, Stanford University, Diss., 2002
- [Liebner u. a. 2012] LIEBNER, M. ; BAUMANN, M. ; KLANNER, F. ; STILLER, C.: Driver intent inference at urban intersections using the intelligent driver model. In: *IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 2012. – ISSN 1931–0587, S. 1162–1167
- [Liebner u. a. 2013] LIEBNER, M. ; RUHHAMMER, C. ; KLANNER, F. ; STILLER, C.: Generic Driver Intent Inference based on Parametric Models. In: *16th International IEEE Conference on Intelligent Transport Systems (ITSC)*, 2013
- [Mages 2008] MAGES, M.: *Top-Down-Funktionsentwicklung eines Einbiege- und Kreuzenassistenten*, Technischen Universität Darmstadt, Diss., 2008

- [Mangel 2012] MANGEL, Thomas: *Inter-Vehicle Communication at Intersections : An Evaluation of Ad-Hoc and Cellular Communication*, Fakultät für Informatik des Karlsruher Instituts für Technologie (KIT), Diss., 2012. <http://digbib.ubka.uni-karlsruhe.de/volltexte/1000029208>
- [Maurer 2013] MAURER, T.: *Bewertung von Mess-und Prädiktionsunsicherheiten in der zeitlichen Eingriffsentscheidung für automatische Notbrems-und Ausweichsysteme*, Universität Duisburg-Essen, Fakultät für Ingenieurwissenschaften», Diss., 2013
- [McNamee u. Stenger 1967] MCNAMEE, J ; STENGER, Frank: Construction of fully symmetric numerical integration formulas of fully symmetric numerical integration formulas. In: *Numerische Mathematik* 10 (1967), Nr. 4, S. 327–344
- [Meyer-Delius u. a. 2009] MEYER-DELIUS, D. ; PLAGEMANN, C. ; BURGARD, W.: Probabilistic situation recognition for vehicular traffic scenarios. In: *International Conference on Robotics and Automation (ICRA) IEEE*, 2009, S. 459–464
- [Misra u. Enge 2011] MISRA, P. ; ENGE, P.: *Global Positioning System: Signals, Measurements, and Performance*. Ganga-Jamuna Press, 2011
- [NHTSA 2011] NHTSA: *National Highway Traffic Safety Administration - Vehicle Safety and Fuel Economy Rulemaking and Research Priority Plan*. 2011
- [Nitz 2009] NITZ, G.: *Entwicklung eines Systems zur aktiven Bremsung eines Fahrzeugs in Gefahrensituationen*, Technische Universität München, Dissertation, 2009
- [Nobukawa 2011] NOBUKAWA, Kazutoshi: *A Model Based Approach to the Analysis of Intersection Conflicts and Collision Avoidance Systems*, University of Michigan, Diss., 2011
- [Oxford Technical Solutions ] OXFORD TECHNICAL SOLUTIONS: *Online*. <http://www.oxts.com/>
- [Petrich u. a. 2013] PETRICH, D. ; DANG, T. ; KASPER, D. ; BREUEL, G. ; STILLER, C.: Map-based Long Term Motion Prediction for Vehicles in Traffic Environments. In: *16th International IEEE Annual Conference on Intelligent Transportation Systems*, 2013
- [Pink 2010] PINK, O.: *Bildbasierte Selbstlokalisierung von Straßenfahrzeugen*, Karlsruher Institut für Technologie (KIT), Diss., 2010
- [Polus 1983] POLUS, Abishai: Gap acceptance characteristics at unsignalised urban intersections. In: *Traffic Engineering & Control* 24 (1983), Nr. HS-035 416
- [Rauch u. a. 2012] RAUCH, A. ; KLANNER, F. ; RASSHOFER, R. ; DIETMAYER, K.: Car2X-based perception in a high-level fusion architecture for cooperative perception systems. In: *Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 2012. – ISSN 1931–0587, S. 270–275

- [Reinisch 2012] REINISCH, P.: *Eine risikoadaptive Eingriffsstrategie für Gefahrenbremssysteme*, Universität Duisburg-Essen, Fakultät für Ingenieurwissenschaften, Diss., 2012
- [Schendzielorz u. a. 2013] SCHENDZIELORZ, T. ; MATHIAS, P. ; BUSCH, F.: Infrastructure-based Vehicle Maneuver Estimation at Urban Intersections. In: *16th International IEEE Annual Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, 2013
- [Schmidt 2010] SCHMIDT, C.: *Hardware-in-the-Loop gestützte Entwicklungsplattform für Fahrerassistenzsysteme. Analyse und Generierung kritischer Verkehrsszenarien*. Kassel University Press, 2010. – ISBN 9783862190041
- [Schramm u. a. 2013] SCHRAMM, Dieter ; HILLER, Manfred ; BARDINI, Roberto: *Modellbildung und Simulation der Dynamik von Kraftfahrzeugen*. 2. Auflage. Berlin : Springer-Verlag, 2013
- [Schubert u. Erbsmehl 2013] SCHUBERT, A. ; ERBSMEHL, C.: *sim<sup>TD</sup> Abschlussbericht, Deliverable D5.5, Teil B1A*. 2013
- [sim<sup>TD</sup>-Konsortium ] SIM<sup>TD</sup>-KONSORTIUM: *Sichere Intelligente Mobilität Testfeld Deutschland*. – <http://www.simtd.de/>
- [Sivaraman u. a. 2013] SIVARAMAN, S. ; MORRIS, B. ; TRIVEDI, M.: Observing On-Road Vehicle Behavior: Issues, Approaches, and Perspectives. In: *Proceedings of the 16th International IEEE Annual Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, 2013
- [Skog u. Handel 2009] SKOG, I. ; HANDEL, P.: In-Car Positioning and Navigation Technologies - A Survey. In: *Intelligent Transportation Systems, IEEE Transactions on* 10 (2009), S. 4–21. <http://dx.doi.org/10.1109/TITS.2008.2011712>. – DOI 10.1109/TITS.2008.2011712
- [Stählin 2008] STÄHLIN, U.: *Eingriffsentscheidung für ein Fahrerassistenzsystem zur Unfallvermeidung*, Technische Universität Darmstadt, Diss., 2008
- [Strigel u. a. 2013] STRIGEL, E. ; MEISSNER, D. ; DIETMAYER, K.: Vehicle detection and tracking at intersections by fusing multiple camera views. In: *IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 2013
- [Tamke u. a. 2011] TAMKE, A. ; DANG, T. ; BREUEL, G.: A Flexible Method for Criticality Assessment in Driver Assistance. In: *IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 2011
- [Thoma 2010] THOMA, Stephan: *Mensch-Maschine-Interaktionskonzepte für Fahrerassistenzsysteme im Kreuzungsbereich*, Technische Universität München, Dissertation, 2010
- [Thrun u. a. 2005] THRUN, S. ; BURGARD, W. ; FOX, D.: *Probabilistic Robotics*. MIT Press, 2005 (Intelligent Robotics and Autonomous Agents). [http://books.google.de/books?id=k\\_y0QgAACAAJ](http://books.google.de/books?id=k_y0QgAACAAJ). – ISBN 9780262201629

- [Tran u. Firl 2012] TRAN, Q. ; FIRL, J.: A probabilistic discriminative approach for situation recognition in traffic scenarios. In: *IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 2012, S. 147–152
- [Tu u. Huang 2010] TU, Lai ; HUANG, Chung-Ming: Forwards: A Map-Free Intersection Collision-Warning System for All Road Patterns. In: *IEEE Transactions on Vehicular Technology* 59 (2010), Nr. 7
- [van der Horst 1990] VAN DER HORST, A.D.A.: *A Time-based Analysis of Road User Behaviour in Normal and Critical Encounters*, TNO Institute for Perception, Diss., 1990
- [Wenzel 2013] WENZEL, A.: *sim<sup>TD</sup> Abschlussbericht, Deliverable D5.5, Teil B-3*. 2013
- [Werling 2010] WERLING, M.: *Ein neues Konzept für die Trajektoriengenerierung und -stabilisierung in zeitkritischen Verkehrsszenarien*, Karlsruher Institut für Technologie (KIT), Dissertation, 2010. <http://digbib.ubka.uni-karlsruhe.de/volltexte/1000021738>
- [Werling u. a. 2012] WERLING, M. ; KAMMEL, S. ; ZIEGLER, J. ; GRÖLL, L.: Optimal trajectories for time-critical street scenarios using discretized terminal manifolds. In: *The International Journal of Robotics Research* 31 (2012), Nr. 3, S. 346–359
- [Werling u. Liccardo 2012] WERLING, M. ; LICCARDI, D.: Automatic collision avoidance using model-predictive online optimization. In: *Conference on Decision and Control (CDC) 2012 IEEE*, 2012, S. 6309–6314
- [Zhang u. Roessler 2009] ZHANG, J. ; ROESSLER, B.: Situation Analysis and Adaptive Risk Assessment for Intersection Safety Systems in Advanced Assisted Driving. In: *Informatik aktuell*, Springer Berlin Heidelberg, 2009, S. 249 – 258