

Bewertung von Mess- und Prädiktionsunsicherheiten in der zeitlichen Eingriffsentscheidung für automatische Notbrems- und Ausweichsysteme

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

DOKTOR-INGENIEUR

genehmigte Dissertation

von

Thomas Maurer
aus
Neuendettelsau

Referent: Univ.-Prof. Dr.-Ing. Dieter Schramm
Korreferent: Univ.-Prof. Dr.-Ing. Arnold Kistner
Tag der mündlichen Prüfung: 11.03.2013

Lemma 1. Unsicherheiten gibt es überall.

Theorem 1. Unsicherheiten können nicht aufgelöst werden.

Korollar 1. Nehme sie an!

Frei nach Yaakov Bar-Shalom et al.

Danksagung

An erster Stelle möchte ich mich bei Herrn Professor Dieter Schramm, Leiter des Lehrstuhls für Mechatronik an der Universität Duisburg-Essen, für die Übernahme der wissenschaftlichen Betreuung meiner Arbeit recht herzlich bedanken. Seine große Erfahrung im Automobilbereich und seine wertvollen Anregungen zum Thema der „Unsicherheiten“ waren immer sehr hilfreich. Ebenfalls bedanken möchte ich mich bei Herrn Professor Arnold Kistner von der Universität Stuttgart für die Übernahme des Korreferates. Seine fachlichen Anmerkungen haben mich in einer entscheidenden Phase meiner Arbeit dabei unterstützt, den richtigen Weg zu finden. Weiterhin möchte ich Herrn Professor Markus Winterer und Herrn Professor Andreas Kempf für ihre Teilnahme an meiner Doktorprüfung danken.

Mein größter Dank gilt meinem Betreuer Steffen Knoop. Seine oft sehr kritischen und äußerst konstruktiven Anmerkungen haben mir zu jeder Zeit weiter geholfen. Damit war es mir möglich, die „Unsicherheiten anzunehmen“ und diese Arbeit auf die Beine zu stellen. Ich danke auch meinen Kollegen von der Robert Bosch GmbH für die fachliche Hilfe und die gute Arbeitsatmosphäre. Darunter sind vor allem Nils Tiemann (für die vielen Tipps), Björn Fassbender (für die vielen Daten), Jorge SansSangorin (für die vielen PAS-Tools) und nicht zuletzt mein langjähriger Nebensitzer Florian Belser (a.D.) zu nennen.

Einen großen Dank schulde ich meinen Praktikanten, Diplomanden und Bacheloranden: Christian Heigele, Markus Schütz, Dominik Maucher, Adrien Cosmao und Philipp Glauer (in chronologischer Reihenfolge). Die Arbeit mit euch hat oft für frischen Wind gesorgt. Mein Versprechen, euch alle zu einem Abschluss-Event einzuladen, habe ich nicht vergessen.

Ich danke allen Mitarbeitern sowie externen Doktoranden des Lehrstuhls für Mechatronik für die tolle Zeit. Ich werde euch in bester Erinnerung behalten. An dieser Stelle seien

insbesondere Michael Unterreiner und Jeanette Heide erwähnt, danke für eure Gastfreundschaft!

Ein großes Dankeschön geht an die Korrekturleser, meine Schwester Yvonne Maurer und Philipp Raum. Die wahrscheinlich recht trockene Lektüre meiner Arbeit hat euch nicht davon abgehalten, die Arbeit Satz für Satz nach sprachlichen Ungereimtheiten zu durchforsten. Außerdem möchte ich an dieser Stelle allen meinen Freunden für ihre Nachsicht danken – ich habe euch während des Schreibens von Zeit zu Zeit vernachlässigt – und gelobe Besserung. Für die tolle fachliche Unterstützung bei der Vorbereitung der Doktorprüfung („slide by slide“) bedanke ich mich von Herzen bei Solmaz Rahimi-Fetrati.

Nicht zuletzt möchte ich mich bei meinen Eltern Werner und Maria Maurer für ihre andauernde Unterstützung während meiner Ausbildung und meinem Werdegang bedanken. Ein großer Teil der schriftlichen Ausarbeitung ist im elterlichen Haus entstanden – die Arbeit wäre ohne eure Hilfe und ohne die Ruhe in der fränkischen Heimat in dieser Form nicht möglich gewesen.

Stuttgart, im April 2013

Thomas Maurer

Abstract

Driver assistance systems are becoming increasingly important because they make driving safer and more comfortable. Emergency braking and evading systems can be used to avoid head-on collisions with the vehicle in front. If the driver is not attentive, the system autonomously takes over the vehicle guidance in the last moment by performing an emergency stop or an evasive maneuver. The maneuver has to be planned properly so that it can be executed at the right time. If it is started too early, the driver feels patronized and switches off the system, if it is started too late, the imminent accident can not be avoided.

In order to realize such a system, the environment has to be recognized. This includes the determination of the surrounding field parameters, such as the coefficient of friction between the road and the tire or the road gradient, and the measurement and prediction of the movement of a collision-relevant object and the own vehicle. Uncertainties in determination of these values affect the calculation of intervention time for braking and evasive maneuvers. In this work a method is presented that is modelling the system dependencies using real traffic data. Thus, the influence of different uncertainties can be compared and evaluated.

With an accident database and measurement data realistic accident scenarios are created within a simulation environment. These scenarios are used to generate an universal error model for the temporal intervention decision. Based on this error model a probabilistic quality measure is calculated, that evaluates the intervention time point. Consequently the decisions can be improved during driving operation by considering the quality of maneuver planning. Furthermore an approach to correct the timepoint of intervention decision is provided. The correction method is used to improve motion prediction.

The benefit analysis of the intervention correction is based on the expected consequences of an accident. For this purpose, a model is created with reconstructed accident data describing the relationship between the severity of injury in a vehicle-vehicle collision, the collision speed and other factors. Thus, the potential of considering the uncertainties in maneuver planning is demonstrated.

Zusammenfassung

Fahrerassistenzsysteme gewinnen zunehmend an Bedeutung, da sie das Autofahren komfortabler und sicherer machen. Notbrems- und Notausweichsysteme können dazu eingesetzt werden, Frontalkollisionen mit dem vorausfahrenden Fahrzeug zu vermeiden. Wenn der Fahrer nicht aufmerksam ist, greift das System im letzten Augenblick autonom in die Fahrzeugführung ein, indem es eine Vollbremsung oder ein Ausweichmanöver ausführt. Das Manöver muss korrekt geplant werden, damit es zum richtigen Zeitpunkt ausgeführt wird. Wird es zu früh eingeleitet, fühlt sich der Fahrer bevormundet und schaltet das System ab, wird es zu spät eingeleitet, kann der drohende Unfall nicht vermieden werden.

Um ein derartiges System realisieren zu können, muss das Umfeld erfasst werden. Dies umfasst die Bestimmung der Umfeldparameter, wie z.B. den Reibwert zwischen Straße und Reifen oder die Straßensteigung, sowie die Messung und Prädiktion der Bewegung des kollisionsrelevanten Objektes und des eigenen Fahrzeugs. Die Unsicherheiten in der Bestimmung dieser Werte beeinflusst die Berechnung des Eingriffszeitpunktes für das Brems- und Ausweichmanöver. Es wird ein Verfahren vorgestellt, das mit im Straßenverkehr aufgezeichneten Messdaten die Systemabhängigkeiten sichtbar macht. Damit kann der Einfluss der Unsicherheiten verglichen und bewertet werden.

Mit Hilfe einer Unfalldatenbank und der Messdaten werden in einer Simulationsumgebung realistische Unfallsituationen erzeugt. Diese ermöglichen die Erstellung eines allgemeingültigen Fehlermodells für die zeitliche Eingriffsentscheidung. Auf Basis des Fehlermodells wird ein probabilistisches Gütemaß zur Bewertung des Zeitpunktes erstellt. Damit können die Eingriffsentscheidungen im Fahrbetrieb verbessert werden, indem die Güte bei der Manöverplanung berücksichtigt wird. Das bietet des Weiteren die Möglichkeit, den Zeitpunkt der Eingriffsentscheidung zu korrigieren. Das Korrekturverfahren wird für Berücksichtigung der Unsicherheiten in der Bewegungsprädiktion eingesetzt.

Die Nutzenbewertung der Eingriffskorrektur wird auf Basis der erwarteten Unfallfolgen vorgenommen. Hierzu wird ein Modell erstellt, das mit Hilfe von rekonstruierten Unfalldaten den Zusammenhang zwischen der Verletzungsschwere bei einer Fahrzeug-Fahrzeug-Kollision und der Kollisionsgeschwindigkeit und anderen Faktoren beschreibt. Damit kann das Potenzial aufgezeigt werden, das die Berücksichtigung der Unsicherheiten in der Manöverplanung hat.

Inhaltsverzeichnis

Abstract	v
Zusammenfassung	vi
Notation	xiii
1 Einführung	1
1.1 Fahrerassistenzsysteme als Sicherheitssysteme	1
1.2 Einordnung und Problemstellung	3
1.3 Zielsetzung und Beitrag der Arbeit	5
1.4 Aufbau der Arbeit	6
2 Stand der Technik	9
2.1 Übersicht über aktive Fahrsicherheitssysteme	10
2.1.1 Notbremssysteme	10
2.1.2 Notausweichsysteme	14
2.1.3 Gemeinsamkeiten der Systeme	16
2.1.4 Ableitung von Randbedingungen	18
2.2 Entscheidungsverfahren	20
2.2.1 Entscheidungen auf Basis propriozeptiver Messwerte	21
2.2.2 Entscheidungen auf Basis exterozeptiver Messwerte	25
2.2.3 Entscheidungsverfahren für autonome Systeme	30
2.2.4 Bewertung und Ableitung von Randbedingungen	33
2.3 Zusammenfassung	35
3 Entwurf eines Kollisionsvermeidungssystems	37
3.1 Überblick über die Systemarchitektur	37
3.2 Sensorik und Umfelderkennung	39
3.2.1 Objektmessung	40
3.2.2 Reibwertschätzung	44
3.2.3 Steigungsschätzung	45
3.3 Sensordatenfusion	46
3.3.1 Datenfusion	46

3.3.2	Zustandsschätzung mit einem Bewegungsmodell	48
3.3.3	Zustandsschätzung mit mehreren Bewegungsmodellen	49
3.4	Situationsanalyse	52
3.5	Planung des Eingriffes	52
3.5.1	Bremseingriff	53
3.5.2	Ausweicheingriff	53
3.5.3	Vergleich der Eingriffe	57
3.6	Bewegungsmodelle und Prädiktionsverfahren	60
3.6.1	Modellierung der longitudinalen Bewegung	61
3.6.2	Modellierung der lateralen Bewegung	65
3.7	Berechnung des Eingriffszeitpunktes	67
3.7.1	Berechnung der <i>time to brake</i>	68
3.7.2	Berechnung der <i>time to steer</i>	68
3.8	Zusammenfassung	69
4	Testdaten und Simulationsumgebung	71
4.1	Verwendung eines realen Datensatzes	71
4.2	Extraktion der Folgefahrten	73
4.3	Erzeugung von Testdaten für Auffahrunfälle	74
4.4	Auswertung der Unsicherheiten	76
4.5	Zusammenfassung	78
5	Bewertung der Systemabhängigkeiten	81
5.1	Modellierung und Vergleich der Unsicherheiten	82
5.1.1	Unsicherheiten in der Prädiktion	83
5.1.2	Unsicherheiten in der Messung	92
5.2	Identifikation von Nutzenszenarien	100
5.3	Ableitung von Anforderungen an die Sensorik	102
5.4	Zusammenfassung	105
6	Entscheidungsfindung	107
6.1	Unsicherheiten für die Erstellung des Fehlermodells	108
6.2	Bestimmung der Objektbremsungen	109
6.3	Modellierung des Eingriffsfehlers	113
6.4	Selbstbewertung der Funktionsentscheidung	115
6.4.1	Bestimmung der probabilistischen Entscheidungsgüte	115
6.4.2	Robustheit der Entscheidungsgüte	117
6.4.3	Bewertung	118
6.5	Korrektur des Eingriffszeitpunktes	118
6.5.1	Bestimmung des mittleren Eingriffsfehlers	119

6.5.2	Verschiebung des Eingriffszeitpunktes	120
6.5.3	Robustheit der Korrektur	121
6.5.4	Bewertung	122
6.6	Zusammenfassung	123
7	Abschätzung der Unfallfolgen	125
7.1	GIDAS-Unfalldatenbank	126
7.1.1	Auswahl der relevanten Unfälle	127
7.1.2	Beschreibung des Unfallvorganges	128
7.1.3	Beschreibung der Unfallfolgeschwere	128
7.2	Modellbildung für Prädiktion der Unfallfolgen	128
7.2.1	Randbedingungen für die Modellierung	129
7.2.2	Auswahl der Parameter	129
7.2.3	Wahrscheinlichkeit der Unfallfolgeschwere	135
7.3	Bewertung der Eingriffskorrektur mit Hilfe der Injury Risk Function . . .	137
7.4	Zusammenfassung	140
8	Zusammenfassung und Ausblick	141
8.1	Zusammenfassung der Arbeit	141
8.2	Ausblick und Potentiale zukünftiger Systeme	143
A	Anhang	145
A.1	Parameterwerte für die Zustandsfilter	145
A.2	Reibwertunsicherheit	147
A.3	Unabhängige Variablen	149
A.4	Abhängige Variablen	150
A.5	Signifikanztests	152

Notation

Häufig verwendete Abkürzungen

ABS	Anti-Blockier-System
ACC	Adaptive Cruise Control (Adaptive Fahrgeschwindigkeitsregelung)
AIS	Abbreviated Injury Scale (Vereinfachte Verletzungsskala)
CA	Constant Acceleration (Konstante Beschleunigung)
CAB	Collision Avoidance by Braking (Unfallvermeidung durch Bremsen)
CAS	Collision Avoidance by Steering (Unfallvermeidung durch Lenken)
CJ	Constant Jerk (Konstanter Ruck)
CP	Constant Position (Konstante Position)
CV	Constant Velocity (Konstante Geschwindigkeit)
DBN	Dynamisches Bayes-Netz
ESP	Elektronisches Stabilitätsprogramm
FG	Fußgänger
GIDAS	German In-Depth Accident Study
HBA	Hydraulischer Bremsassistent
HMI	Human-Machine-Interface (Mensch-Maschine-Schnittstelle)
IMM	Interacting Multiple Model
IQR	Interquartile Range (Interquartilsabstand)
IRF	Injury Risk Function (Funktion für das Verletzungsrisiko)
LCA	Lane Change Assistant (Spurwechselassistent)
MM	Multi-Model
MMP	Multi-Model-Prädiktion
SDF	Sensordatenfusion
SMP	Single-Model-Prädiktion

TTB	Time to Brake (Zeit bis zum letztmöglichen unfallvermeidenden Bremsmanöver)
TTC	Time to Collision (Zeit bis zur möglichen Kollision)
TTR	Time to React (Zeit bis zur letztmöglichen unfallvermeidenden Reaktion)
TTS	Time to Steer (Zeit bis zum letztmöglichen unfallvermeidenden Lenkmanöver)

Häufig verwendete Symbole

a_{br}	Fahrzeugbeschleunigung bei Bremsung
a_{ev}	Fahrzeugbeschleunigung bei Ausweichvorgang
a_e	Egobeschleunigung in Längsrichtung
a_o	Objektbeschleunigung in Längsrichtung
a_{rel}	Relativbeschleunigung aus $a_o - a_e$
a_x	Relative Längsbeschleunigung
a_y	Relative Querbearleunigung
$a_{x,max}$	Maximal mögliche Längsbeschleunigung
$a_{y,max}$	Maximal mögliche Querbearleunigung
F_i	Wahrscheinlichkeitsverteilung für Verletzungsschwere i
\mathbf{F}_i	Systemmatrix für Bewegungsmodell i
\mathbf{H}	Systemausgangsmatrix
H_0^{ij}	Nullhypotesentest für Verteilung F_i und F_j
m_{ego}	Masse Egofahrzeug
m_{obj}	Masse Objektfahrzeug
$M_{i,j}$	Statistisches Modell auf Basis des Wertepaares $(a_{rel,i}, v_{rel,j})$
\mathbf{P}	Kovarianzmatrix
$P^{M_{i,j}}$	Wahrscheinlichkeit des Eingriffsfehlers für das Modell $M_{i,j}$
P_{max}^{CAB}	Maximum der Wahrscheinlichkeitsdichte des Eingriffsfehlers für CAB
\mathbf{Q}	Parametermatrix Systemrauschen
\mathbf{R}	Parametermatrix Messrauschen
s^{CAB}	Länge Bremsengriff
s^{CAS}	Länge Ausweichvorgang
s_x	Entfernung zum Objekt in Längsrichtung

s_y	Entfernung zum Objekt in Querrichtung
$t_{\text{TTR,pred}}$	Prädizierter Zeitverlauf bis zum letztmöglichen Eingriffszeitpunkt
$t_{\text{TTR,real}}$	Tatsächlicher Zeitverlauf bis zum letztmöglichen Eingriffszeitpunkt
v_e	Egogeschwindigkeit in Längsrichtung
$v_{k,ego}$	Kollisionsgeschwindigkeit Egofahrzeug
v_o	Objektgeschwindigkeit in Längsrichtung
v_{rel}	Relativgeschwindigkeit aus $v_o - v_e$
v_x	Relativgeschwindigkeit in Längsrichtung
v_y	Relativgeschwindigkeit in Querrichtung
\mathbf{x}	Zustandsvektor des Systems
\mathbf{z}	Systemausgangsvektor
α	Straßensteigung
δ^{CAB}	Standardabweichung der Fehlerverteilung bei Bremsenengriff
Δ_{TTR}	Eingriffsfehler für TTR in Einheit Zykluszeiten
Δt_{TTR}	Eingriffsfehler für TTR in Einheit Sekunden
ϵ	Stoßzahl
γ^{CAB}	Schiefe der Fehlerverteilung bei Bremsenengriff
κ	Kurskrümmung
μ	Reibwert
μ^{CAB}	Mittelwert der Fehlerverteilung bei Bremsenengriff

1 Einführung

1.1 Fahrerassistenzsysteme als Sicherheitssysteme

Die Automatisierung als Hilfe des Menschen bei der Durchführung seiner Arbeiten ist ein fortschreitender Prozess, der seit der Antike anhält [Nof 2009]. Beschränkte sich damals die Automatisierung auf die Regelung von Wasseruhren oder Öllampen, werden seit der Erfindung der Elektrotechnik zunehmend komplexere Aufgaben von Maschinen erfüllt. Der Fortschritt in der Computertechnologie seit Mitte des letzten Jahrhunderts eröffnet bisher ungeahnte Möglichkeiten, weshalb auch immer mehr Aufgabenstellungen, die intelligentes Verhalten voraussetzen, mit Hilfe von Maschinen durchgeführt werden können. Beispielsweise ermöglicht die Umsetzung von Verfahren aus der künstlichen Intelligenz autonome Systeme, die ein Fahrzeug im Straßenverkehr steuern können [Montemerlo 2008]. Die Entwicklung der autonomen Fahrzeugführung befindet sich in einem fortgeschrittenen Stadium, das über die bloße Entwicklung der Grundfunktionen für das autonome Fahren hinaus geht. Dennoch existieren zahlreiche Unsicherheiten, wie z.B. das Fahrverhalten der anderen Verkehrsteilnehmer, die zu Fehlentscheidungen führen können. Deshalb stellt die Entscheidungsfindung unter Berücksichtigung der auftretenden Unsicherheiten die nächste Herausforderung dar. Diese Hürde muss für einen unbedenklichen Alltagseinsatz, der weit in der Zukunft liegt, genommen werden.

Einzelne Teilaufgaben, die für die Verwirklichung des autonomen Fahrens nötig sind, kommen heute bereits in für den Straßenverkehr zugelassenen Automobilen zum Einsatz. Die Teilbereiche erstrecken sich auf die automatisierte Fahrzeugstabilisierung, z.B. mit Hilfe des elektronischen Stabilitätsprogrammes (ESP), eine einfache Unterstützung der Fahrzeugführung für die Spurhaltung und einen autonomen Bremsengriff zur Unfallvermeidung. Mit diesen Fahrerassistenzsystemen wird die Sicherheit im Straßenverkehr ebenso wie der Komfort für den Fahrzeugführer erhöht und sie rechtfertigen die anhaltenden Bemühungen der Forschung um die Weiterentwicklung der Automatisierung.

Betrachtet man die hohen Zahlen von 4000 Verkehrstoten und 70000 Schwerverletzten im Straßenverkehr pro Jahr in Deutschland [Gaide 2010], ist insbesondere der Sicherheitsaspekt ein Treiber für die zunehmende Automatisierung von Fahrzeugsystemen. Die schwedische Regierung verfolgt seit 1997 mit „Vision Zero“ das Ziel, die Zahl der Verkehrstoten

pro Jahr auf null zu senken. Dieses umfassende Handlungskonzept wird in vier Feldern umgesetzt. Neben den Handlungsfeldern Mensch (Fahrtraining), Gesetz (Geschwindigkeitsbeschränkung) und Straße (bauliche Trennung von Fahrstreifen) werden Fahrzeuge betrachtet, die mit weiterentwickelten aktiven und passiven Sicherheitsfunktionen potentielle Unfälle vermeiden und Unfallfolgen abschwächen sollen.

Die Möglichkeiten und Potentiale von Fahrerassistenzsystemen zur Vermeidung tödlicher Unfälle und zur Verringerung der Unfallschwere werden in [Eichberger 2011] dargelegt. Darin wird der Nutzen von 43 verschiedenen Systemen untersucht. Es zeigt sich, dass nach der vorgestellten Methodik das autonome Fahren mit Abstand die meisten Unfälle vermeiden kann. An zweiter Stelle wird der Notausweichassistent geführt, der immer dann zum Einsatz kommt, wenn eine Vollbremsung den Unfall nicht vermeidet.

Damit die zunehmende Automatisierung von Fahraufgaben der Verkehrssicherheit zu Gute kommt, müssen die Systeme verlässlich sein und von den Fahrern akzeptiert werden. Nur so werden sie vom Fahrer nicht deaktiviert bzw. als Sonderausstattung beim Fahrzeugkauf berücksichtigt. Wenn automatisierte Sicherheitssysteme ihren Nutzen und ihre fehlerfreie Funktionalität im alltäglichen Straßenverkehr unter Beweis gestellt haben, kann eine Erstausrüstung von Neufahrzeugen per Gesetz vorgeschrieben werden. So wird z.B. ab 2014 das ESP für alle EU-Neufahrzeuge verpflichtend eingeführt. Für LKW-Neufahrzeuge gehören ab 2015 in der EU des Weiteren ein Spurverlassenswarner und eine Notbremssystem zur Pflichtausstattung. Die LKW werden damit zum Vorreiter für die Ausstattung mit Fahrerassistenzsystemen, da erstmals Systeme per Gesetz vorgeschrieben werden, die nicht auf Sensoren zur Messung fahrzeuginterner Größen (*Propriozeption*) wie z.B. die Gierrate und die Raddrehzahlen für das ESP beruhen, sondern auf Sensoren zur Außenwahrnehmung (*Exterozeption*). Für die Spurverlassenswarnung muss die vor dem Fahrzeug befindliche Fahrbahnmarkierung z.B. per Videosensorik erkannt werden, um auf die Positionierung innerhalb der Fahrspur schließen zu können. Für eine automatische Notbremsung muss das vorausfahrende Fahrzeug oder ein Hindernis erkannt werden, um auf eine Kollisionsgefahr schließen zu können und eine Bremsung durchzuführen.

Ein weiterer Nutzen kann insbesondere bei höheren Geschwindigkeiten mit einem Notausweichsystem erzielt werden, da hier Unfälle vermeidbar sind, die mit einer Notbremsung nicht mehr hätten verhindert werden können. Da ein Eingriff in die Querbewegung des Fahrzeugs bei einer fehlerhaften Auslösung ein großes Sicherheitsrisiko darstellt, müssen die Unsicherheiten im System eingehend untersucht werden. Ein Notbremsassistent, kombiniert mit einem Ausweichassistenten, bildet als erweitertes aktives Sicherheitssystem das Zielsystem dieser Arbeit.

1.2 Einordnung und Problemstellung

Als Schutz vor Frontalkollisionen bieten sich verschiedene warnende und eingreifende Systeme an [Winner 2009a]. Alle Systeme müssen drohende Kollisionen vorhersehen, um einen Auffahrunfall aktiv zu vermeiden. Daher muss das Sicherheitssystem sein Umfeld erfassen und interpretieren. Droht eine Frontalkollision, können z.B. eine Fahrerwarnung und eine autonome Notbremsung eingeleitet werden. Eine Notbremsung kann aufgrund von unzureichendem Situationswissen nicht immer so ausgelegt werden, dass sie bei hohen Relativgeschwindigkeiten vor allen Kollisionen schützt, weshalb sie oft nur die Unfallfolgeschwere mindert. Diese Unfälle können mit einem Ausweichmanöver unter Beachtung des Freiraumes vermieden werden, das dann automatisch eingreift, wenn eine Kollision mit einer Bremsung nicht mehr vermeidbar ist. Insbesondere für PKW kann ein Notausweichsystem eingesetzt werden, das den Notbremsassistenten erweitert.

Während ein Notbremsassistent hauptsächlich den Vorausfahrenden berücksichtigt, muss ein Ausweichassistent zusätzlich das Umfeld rechts und links erfassen, um die Ausweichmöglichkeiten prüfen zu können und die Ausweichtrajektorie richtig zu planen. Dies stellt eine wesentlich komplexere Aufgabe dar, bei der eine Mehrzahl von Größen zu berücksichtigen ist, was die Entscheidungsfindung erschwert. Zudem entstehen bei der erweiterten Erfassung und Interpretation des Umfeldes zusätzliche Unsicherheiten, die sich auf die Güte der Entscheidung auswirken. Die Erhöhung des Automatisierungsgrades macht zusätzliche Mechanismen notwendig, um die Entscheidungsqualität trotz vermehrter Unsicherheiten gleichbleibend hoch zu halten.

Die Analyse der Unsicherheiten und deren Berücksichtigung bei der Entscheidungsfindung für ein Notbrems- und Ausweichsystem bilden den Kern dieser Arbeit. Der Einfluss der Unsicherheiten wird mit Hilfe einer Simulationsumgebung untersucht, die reale Verkehrssituationen mit Unfallsituationen kombiniert. Damit kann das Potential von Notbrems- und Ausweichsystemen bei unterschiedlicher Güte des Umfeldwissens bewertet werden. Wäre das Umfeldwissen und das Verhalten der Verkehrsteilnehmer vollständig bekannt, könnten Brems- und Ausweichmanöver ohne Fehler geplant und durchgeführt werden. Naturgemäß enthalten die für eine Planung benötigten Größen immer Unsicherheiten, deren Einfluss auf die Abweichung von einer fehlerfreien Planung als Bewertungsmaßstab angesetzt wird.

Die Entscheidungstheorie hält zur Berücksichtigung von unsicherem Wissen verschiedene Formalismen bereit, siehe [Bea 2005]. In diesem Fall muss ein Entscheidungsträger mit verschiedenen Umweltzuständen umgehen können, die zu nicht-deterministischen Entscheidungssituationen führen. Eine „Entscheidung bei Sicherheit“ kann nur mit vollkommener Information über die Umweltzustände getroffen werden. Bei nicht vernachlässigbarem Einfluss der Unsicherheiten auf das Systemverhalten muss das Entscheidungsmodell

diese unvollkommenen Informationen über die Umweltzustände berücksichtigen und es liegt eine „Entscheidung bei Ungewissheit“ vor. Sind zumindest die Wahrscheinlichkeiten für das Eintreten der Umweltzustände bekannt, liegt eine „Entscheidung bei Risiko“ vor, bei unbekanntem Wahrscheinlichkeiten eine „Entscheidung bei Unsicherheit“.

Für die beiden Fälle der „Entscheidungen bei Ungewissheit“ wurden verschiedene Entscheidungsregeln entwickelt, die eine unterschiedliche Einstellung zur Ungewissheit aufweisen. Der Entscheidungsträger kann demnach risikoavers, risikoneutral oder risikofreudig entscheiden. Bei vorhandenen Wahrscheinlichkeitsangaben für die Umweltzustände wird in [Bea 2005] die *Bayes*-Wahrscheinlichkeit vorgeschlagen, bei der die Entscheidung zu Gunsten der Alternative mit dem höchsten Erwartungswert (risikoneutral) getroffen wird. Bei unbekanntem Wahrscheinlichkeiten wird abhängig von der subjektiven Haltung gegenüber dem Risiko diejenige Einstellung gewählt, die beim günstigsten (*Maximax-Regel*, risikofreudig) bzw. ungünstigsten (*Minimax-Regel*, risikoavers) Umweltzustand zum besten Ergebnis führt. Dabei können im Rahmen der Spieltheorie für die Wirtschaftswissenschaften nach [von Neumann 1944] nicht nur die eigenen Handlungen, sondern auch die Handlungen der Gegenspieler den eigenen Gewinn beeinflussen und Rückschlüsse auf Handlungsempfehlungen zulassen.

Die genaue Spezifizierung der „Entscheidung bei Ungewissheit“ in der Planung und Durchführung eines Notbrems- oder Ausweichmanövers hängt demnach von den jeweils betrachteten Unsicherheiten sowie der Haltung gegenüber dem Risiko ab. Für ein Sicherheitssystem wird die Entscheidungsfunktion risikoavers ausgelegt. Mit der Spezifikation der Unsicherheiten und der Risikoeinstellung ist der Grundstein für die Entscheidungsfindung mit expliziter Berücksichtigung der Unsicherheiten für das Notbrems- und Notausweichsystem gelegt.

In den hoch automatisierten Bereichen der Robotik und der künstlichen Intelligenz wird dieser Grundsatz präziser formuliert, wobei der Nutzen das Risiko als Optimalitätskriterium ersetzt. Aufgrund des hohen Automatisierungsgrades werden die Unsicherheiten in der exterozeptiven Erfassung in die Systembetrachtung mit aufgenommen, um eine sichere Funktionalität gewährleisten zu können. In [Russell 2003] wird die Entscheidungstheorie bei unsicherem Wissen zusammengefasst mit

$$\textit{decision theory} = \textit{probability theory} + \textit{utility theory}.$$

Es werden bekannte Wahrscheinlichkeiten für die Unsicherheiten angenommen, die mit der Wahrscheinlichkeitstheorie modelliert werden. Für die Entscheidungsfindung wird weiterhin die „Nutzentheorie“ benötigt, die die Risikobetrachtung umformuliert in eine Nutzenbetrachtung. Damit wird diejenige Alternative ausgewählt, die für den Entscheidungsträger den größten Nutzen bereitstellt. Diese Betrachtungsweise ist für den Einsatz in Fahrerassistenzsystemen ebenso geeignet wie in der Robotik und wird als Grundlage für

den entscheidungstheoretischen Rahmen dieser Arbeit vorgegeben. Der Nutzen bei einem Notbrems- und Ausweichsystem bedeutet eine Verringerung der Unfallschwere oder eine Vermeidung der Kollision unter Berücksichtigung der jeweiligen Wahrscheinlichkeiten, weshalb eine Unfallfolgenvorhersage in der Entscheidung berücksichtigt wird.

1.3 Zielsetzung und Beitrag der Arbeit

Die Zielsetzung der vorliegenden Arbeit ist eine Erweiterung der Methoden zur Eingriffsentscheidung von Notbrems- und Ausweichsystemen im Bereich der Fahrerassistenzsysteme. Hierbei wird der zunehmenden Komplexität der Anforderungen an autonom eingreifende Sicherheitssysteme Rechnung getragen, indem bisher unberücksichtigte Unsicherheiten aufgrund der exterozeptiven Umfelderkennung in den Entscheidungsprozess mit aufgenommen werden. Unter Zuhilfenahme von probabilistischen Methoden und einer Nutzenfunktion wird damit der deterministische Entscheidungsprozess ergänzt und verbessert.

Dabei werden die folgenden Aspekte betrachtet:

1. Die zeitliche Eingriffsentscheidung für Notbrems- und Ausweichsysteme wird von *propriozeptiven*¹ und *exterozeptiven*² Größen beeinflusst, die durch Messung, Schätzung und Prädiktion ermittelt werden. Jede dieser Größen ist naturgemäß mit einer bestimmten Unsicherheit behaftet. Es soll untersucht werden, welche dieser Unsicherheiten unter realen Bedingungen einen maßgeblichen Einfluss auf die Korrektheit der Systementscheidung hat. Die Unsicherheiten können dabei mit Gütemaßen aus der sensorischen Erfassung erstellt werden oder aus einer *worst-case*-Betrachtung stammen. Der Vergleich der Unsicherheiten wird in Kapitel 5 vorgenommen.
2. Durch die Berücksichtigung der Unsicherheiten entsteht ein Mehrnutzen für die autonome Brems- und Ausweichentscheidung. Aus der Untersuchung der Unsicherheiten wird ein Fehlermodell abgeleitet, das den zeitlichen Eingriffsfehler beinhaltet. Dieses Fehlermodell erlaubt unter Beachtung der Fahrsituation eine probabilistische Aussage über die Güte des bevorstehenden Eingriffes. Des Weiteren wird die Korrektur des deterministisch bestimmten Eingriffszeitpunktes ermöglicht. In Kapitel 6 wird auf die Erstellung des Fehlermodells und dessen weitere Verwendung näher eingegangen.
3. Die Berücksichtigung von potentiellen Unfallfolgen wird als Gütemaß für die zeitliche Entscheidungsfindung des Notbrems- und Notausweichsystems betrachtet. Mit Hilfe des Fehlermodells und der erwarteten Eingriffsgüte wird die durch die Unsi-

¹Wahrnehmung von systemeigenen Informationen

²Wahrnehmung von Informationen der Außenwelt

cherheiten bedingte, gesteigerte Schwere der Unfallfolgen abgeschätzt. Damit soll der Nutzen der probabilistischen Eingriffskorrektur sichtbar gemacht werden. Des Weiteren kann entsprechend der Entscheidungstheorie die Unfallfolgenabschätzung als Einflussgröße für die Eingriffsentscheidung verwendet werden. In Kapitel 7 wird diese Thematik vorgestellt.

4. Die Funktionsbewertung und -korrektur der Entscheidung soll effizient berechenbar sein, damit sie in einer Fahrzeugfunktion realisierbar ist. Durch die Verwendung eines Fehlermodells, das bereits in der Entwicklungsphase des Systems erstellt wird, ist sichergestellt, dass die Rechenzeit kein Hindernis für die Implementierung der Entscheidungsfunktion ist, wie in Kapitel 5 und 6 dargelegt wird.

Die vorliegende Arbeit gliedert sich anhand dieser Aspekte. Abschnitt 1.4 gibt einen Überblick über den Aufbau.

1.4 Aufbau der Arbeit

Kapitel 2 gibt zunächst einen Überblick über grundlegende und aktuelle Arbeiten auf dem Gebiet der aktiven Fahrerassistenzsysteme für Eingriffe in die Quer- und Längsbewegung. Dabei werden von den Notbrems- und Notausweichsystemen aus dem Stand der Technik die Randbedingungen für die Modellierung der Systemkomponenten der vorliegenden Arbeit abgeleitet, wie z.B. die Berücksichtigung des Reibwertes in der Eingriffsplanung. Der anschließende Teil gibt einen Überblick über die Entscheidungsverfahren, die in Automobilen zum Einsatz kommen. Dabei werden die Verfahren nach den zugehörigen Messbereichen innerhalb oder außerhalb des Fahrzeugs unterteilt. Daraus werden wiederum die Randbedingungen für die eingesetzte Entscheidungsfunktion des Notbrems- und Ausweichsystems abgeleitet.

Das Notbrems- und Ausweichsystem wird in Kapitel 3 vorgestellt. Die Systemarchitektur enthält alle Komponenten, die für die Untersuchung der zeitlichen Eingriffsentscheidung notwendig sind. Die Sensorik dient dazu, die Eigenbewegung und das Umfeld zu erfassen sowie die darin befindlichen Objekte zu identifizieren, mit denen eine Kollision droht. Hierbei werden mögliche Messunsicherheiten vorgestellt, die zu einem Fehler in der Auslösung führen können. In der Sensordatenfusion werden die Daten fusioniert und mit Hilfe von Zustandsschätzern weitere Systemzustände beobachtet. Die Planung eines Bremsingriffes und eines Ausweicheingriffes wird zusammen mit einem Prädiktionsverfahren für die Relativbewegung vorgestellt, um den letztmöglichen Eingriffszeitpunkt für beide Manöver bestimmen zu können. Hierbei werden für eine detaillierte Auswertung der Prädiktionsunsicherheiten zwei Prädiktionsverfahren vorgestellt, die später miteinander verglichen werden können.

Im folgenden Kapitel 4 wird die Simulationsumgebung vorgestellt, mit der im Straßenverkehr aufgezeichneten Daten eingelesen und ausgewertet werden können. Für die Auswertung der zeitlichen Entscheidungsfindung sind Daten von Auffahrunfällen nötig, die nicht im verwendeten, unfallfreien Messdatensatz enthalten sind. Daher werden durch Überlagerung einer Bremsverzögerung die Messwerte dahingehend verändert, dass eine Unfallsituation entsteht. Damit ist es möglich, die Auswirkungen der Unsicherheiten in Messung und Prädiktion sichtbar und vergleichbar zu machen.

In Kapitel 5 werden die Systemabhängigkeiten beschrieben und bewertet. Die Unsicherheiten wirken sich auf die Korrektheit in der Bestimmung des letztmöglichen Eingriffszeitpunktes zur Unfallvermeidung aus. Dieses Maß wird für den Vergleich der Unsicherheiten verwendet. Zunächst werden die Prädiktionsunsicherheiten anhand unterschiedlicher Verläufe der Objektbewegung beschrieben und bewertet. Die Messunsicherheiten werden als *worst-case*-Fehler modelliert und ausgewertet. Anhand der maximalen Fehler werden Szenarien abgeleitet, in denen die Berechnung der Eingriffszeitpunkte ein bestimmtes Maß nicht überschreitet. Ausgehend davon werden Anforderungen an die jeweilige Sensorik abgeleitet.

Um die Unsicherheiten explizit in der Entscheidungsfindung berücksichtigen zu können, wird in Kapitel 6 ein Fehlermodell erstellt, das sich aus den Eingriffsfehlern über alle Unfallsituationen zusammensetzt. Hierbei wird insbesondere auf die Zusammensetzung der zur Unfallvermeidung benötigten Objektbremseingriffe eingegangen, da diese einen maßgeblichen Einfluss auf die Güte der Eingriffszeiten ausüben. Mit dem Fehlermodell ist a-priori eine Selbstbewertung der zeitlichen Eingriffsentscheidung und damit der Funktionsentscheidung möglich. Des Weiteren wird ein Verfahren für die Korrektur des Eingriffszeitpunktes vorgeschlagen, das vor allem bei der Planung von Bremseingriffen seinen Nutzen unter Beweis stellt.

Um den Nutzen der Eingriffskorrektur quantitativ sichtbar zu machen, wird in Kapitel 7 ein Verfahren zur Modellierung der möglichen Unfallfolgen vorgestellt. Die grundlegenden Werte hierfür werden einer Unfalldatenbank entnommen. Die Auswahl der benötigten unabhängigen und abhängigen Parameter für die Modellbildung wird in mehreren Schritten vollzogen. Damit wird die Wahrscheinlichkeit der Unfallfolgeschwere für den Fahrer bestimmt. Dieses Modell wird für die erweiterte Bewertung der Eingriffskorrektur herangezogen.

Abschließend werden die Resultate der Arbeit zusammengefasst und ein Ausblick auf weitere Möglichkeiten in der Berücksichtigung der Unsicherheiten in der Entscheidungsfindung für Notbrems- und Ausweichsysteme gegeben.

2 Stand der Technik zu Entscheidungsverfahren im Automobil

Automobile mit Fahrerassistenzsystemen, die gegen Frontalkollisionen im Straßenverkehr eingesetzt werden, befinden sich in einfachen Ausführungen seit einigen Jahren im Serieneinsatz [Winner 2009b]. Insbesondere die autonomen Notbremssysteme haben in den letzten Jahren viele Forschergruppen mit der Fragestellung beschäftigt, wie der Fahrer optimal vor der Kollision zu warnen, bzw. bei der Vermeidung zu unterstützen ist oder wie das Fahrzeug autonom abgebremst werden kann. Eine Erweiterung des Notbremssystems stellt das Notausweichsystem dar, das in vielen Auffahrsituationen einen Unfall nicht nur in der Schwere reduziert, sondern sogar komplett vermeiden könnte. Trotz zahlreicher vorhandener Forschungsberichte und erfolgreicher Fahrversuche [Winner 2009a] kommt der autonome Notausweichassistent bisher bei Serienfahrzeugen nicht zum Einsatz. Ein entscheidender Grund dafür ist, dass die Entscheidungsfindung für Ausweichsysteme aufgrund sensorischer und situativer Fehler nicht sicher genug ist. Eine falsche Eingriffsentscheidung kann bei einer Frontalkollision mit dem Gegenverkehr noch schwerwiegendere Folgen haben als bei einem irrtümlichen Bremsengriff, der eine Heckkollision zur Folge haben kann. Die möglichen Fehlerquellen werden in dieser Arbeit, aufbauend auf dem folgenden Stand der Technik, erörtert.

Im folgenden Kapitel werden die für diese Arbeit relevanten Systeme näher beleuchtet und miteinander verglichen. Dabei werden zunächst verschiedene Umsetzungen von Notbrems- und Ausweichsystemen vorgestellt und die Anforderungen an das zu entwickelnde System abgeleitet. In einem weiteren Schritt wird auf die Entscheidungsverfahren eingegangen, die in Automobilen für unterschiedliche Assistenzsysteme eingesetzt werden. Daraus werden jeweils die Rahmenbedingungen für die Untersuchung der Auswirkungen der Unsicherheiten auf die Entscheidungsfindung des Notbrems- und Ausweichassistenten abgeleitet, wie in den Zielen der Arbeit in Kapitel 1.3 formuliert wurde.

2.1 Übersicht über aktive Fahrsicherheitssysteme

Für die Vermeidung von Unfällen werden Fahrerassistenzsysteme entwickelt, die im Gefahrenfall den Fahrer warnen oder die Fahrzeugführung kurzzeitig übernehmen, wie z.B. mit einem Brems- oder Lenkeingriff [Schäfer 2004, Eckert 2010].

In manchen Situationen reicht ein Bremsingriff nicht mehr aus, um einen Unfall zu vermeiden [Kopischke 2008, Winner 2009a], allein die Unfallfolgeschwere kann gemindert werden. Mit einem Lenkeingriff kann ein Unfall oft auch dann noch verhindert werden, wenn mit hoher Geschwindigkeit gefahren wird und ein zweispuriges Fahrzeug die Fahrspur versperrt oder wenn selbst bei langsamen Geschwindigkeiten einem Fußgänger oder einem einspurigen Fahrzeug auf geringer Breite ausgewichen werden muss [Tamke 2010, Tamke 2011, Keller 2011]. Dem autonomen Lenkeingriff stehen produkthafte und sensortechnische Einschränkungen gegenüber [Lüke 2008], die jene des autonomen Bremsingriffes weit übertreffen [Hillenbrand 2007]. Das Wissen über die vorliegende Verkehrssituation muss detaillierter sein, da bei einem Lenkeingriff die eigene Fahrspur meist verlassen werden muss. Daher wird der Fahrer bei einem Notausweichmanöver bisher nur durch ein Moment am Lenkrad vorsichtig unterstützt, nachdem der Ausweichwunsch des Fahrers vom System bereits detektiert wurde [Schoitsch 2008].

Wichtige Kriterien für die Vergleichbarkeit der Systeme sind demnach die Umfelderkennung, die Eingriffsstrategie, die Auslösebedingung der Funktion sowie die Berücksichtigung von Unsicherheiten. Diese Punkte stellen das Grundgerüst des in dieser Arbeit vorgestellten Notbrems- und Ausweichassistenten dar.

Im den folgenden Abschnitten werden verschiedene Realisierungen von Notbremssystemen und Notausweichsystemen vorgestellt. Um die chronologische Entwicklung der Systeme zu verdeutlichen, werden die Arbeiten nach ihrem Erscheinungsdatum geordnet vorgestellt. Anschließend wird ein Überblick über die Gemeinsamkeiten der Systeme gegeben, auf dessen Basis im nächsten Abschnitt die Randbedingungen abgeleitet werden, die an die Systemkomponenten für diese Arbeit gestellt werden.

2.1.1 Notbremssysteme

In [Lages 2001] werden grundlegende Untersuchungen auf dem Gebiet der aktiven Unfallvermeidung vorgestellt. Als Ziel wird die Reduzierung des Gefährdungspotentials von Frontalkollisionen auf stehende Hindernisse vorgegeben, die der Fahrer nicht oder zu spät erkennt. Es werden hierbei zwei Ansätze präsentiert, die sich in der Art des Systemeingriffs unterscheiden. Der Autor untersucht ein System, das eine Kollision im letzten Augenblick vermeidet, indem es je nach Möglichkeit ausweicht oder rechtzeitig bremst, zum anderen

ein System, das die Kollision nicht verhindert, sondern lediglich die Unfallfolgen durch einen Bremsingriff abschwächt. Diese Funktion wird eingehender betrachtet, da vom Autor ein Ausweichmanöver aufgrund der eingeschränkten Freiflächenerkennung als zu gefährlich eingeschätzt wird. Das System setzt auf einer Laserscannersensorik mit 100m Reichweite auf, dessen Rohdaten ohne vorherige Filterung an die Funktion übergeben werden.

Die Entscheidung, ob und wann ein Bremsingriff vorzunehmen ist, wird mit einem gegenüber Messunsicherheiten robust ausgelegten Fuzzy-Ansatz getroffen, weitere Beispiele für den Fuzzy-Ansatz sind in [Khanafer 2009, Hesse 2008] zu finden. Der Einsatz von Fuzzy-Methoden wird damit motiviert, dass auch „der Mensch Entscheidungen aus unsicheren und unscharfen Informationen ableitet“ [Lages 2001]. Eine explizite Berücksichtigung von Unsicherheiten außerhalb der kinematischen Situationsbeschreibung wird nicht vorgenommen.

Der aktive Notbremsingriff wird dann ausgelöst, wenn der Fahrer die letzte Ausweichmöglichkeit vor der Kollision nicht ergriffen hat sowie der letztmögliche Bremszeitpunkt für die Unfallvermeidung bereits überschritten ist. Somit wird das Risiko einer Fehlauslösung der Funktion minimiert. Für die Berechnung des Ausweichweges wird eine Kreisbahn¹ mit maximal beherrschbarer Querbewegung angesetzt. Der letztmögliche Bremszeitpunkt wird aus dem Anhalteweg erzeugt, der sich aus einer definierten Reaktionszeit und dem reinen Bremsweg mit maximaler Verzögerung zusammensetzt.

In [Nitz 2008] werden zwei Eingriffsstrategien verglichen, mit denen eine Frontalkollision im Längsverkehr durch den Bremsingriff eines aktiven Sicherheitssystems verhindert werden soll. Zum einen soll das System eine Kollision verhindern, zum anderen soll es keine Fehlwarnungen produzieren. Die Zielsetzung der zwei Strategien ist im Allgemeinen nicht vereinbar. Insbesondere bei folgendem Szenario wird dies deutlich. Möchte ein Fahrer einen Spurwechsel für ein Überholmanöver durchführen und fährt dicht auf ein anderes Fahrzeug auf, wäre ein Bremsingriff inakzeptabel und gefährlich. Um eine derartige Situation, die vor allem im höheren Geschwindigkeitsbereich auftritt, zu entschärfen, wird in einem ersten Ansatz vorgeschlagen, eine künstliche Verzögerung, z.B. einen Bremsruck oder eine Teilbremsung, zwischen dem letztmöglichen Brems- und Ausweichzeitpunkt einzuleiten. Falls der Fahrer nicht reagiert, wird ab dem letztmöglichen Ausweichzeitpunkt eine Vollverzögerung eingeleitet, d.h. der Unfall wird nicht vermieden. Dies gilt unter der Voraussetzung, dass es das Verhältnis von Fahrgeschwindigkeit und Ausweichbreite ermöglicht, später unfallvermeidend zu lenken als zu bremsen. Der zweite Ansatz legt den Zeitpunkt der künstlichen Verzögerung mit Hilfe eines Bremsruckes vor

¹Beim Übergang von der aktuell gefahrenen Trajektorie auf eine Kreisbahn wird ein nicht stetiger Lenkwinkelverlauf in Kauf genommen, um einen minimalen Ausweichweg erzeugen zu können. Dieser Ansatz wird eingesetzt, um die Fehlauslöserate von Bremssystemen gering zu halten.

den letztmöglichen Bremszeitpunkt, um den Fahrer früher zu warnen und den Kollisionszeitpunkt zu verzögern. Um Fehlauflösungen wie im Falle eines vom Fahrer geplanten Überholmanövers zu vermeiden, wird vor dem Eingriff die Ausweichgefährlichkeit geprüft. Ein Vergleich beider Ansätze wird nicht vorgestellt.

Als Sensorik werden eine Kombination von Radar- und Monovideosystem für die Überwachung des Längsverkehrs und zwei Laserscanner für den seitlichen Verkehr verwendet.

Als Kenngrößen zur Einleitung einer geeigneten Systemreaktion werden unter anderem die Objektrelevanz, die Kollisionszeit und die Ausweichgefährlichkeit verwendet. Die letztmöglichen Brems- und Ausweichabstände werden aus Trainingsdaten von Brems- und Ausweichmanövern erzeugt, die unter realen Bedingungen aufgezeichnet und aufbereitet wurden.

Das in [Jansson 2005] entwickelte Konzept eines Kollisionsvermeidungssystems versucht, mit einem Bremsenriff die Unfallschwere zu mindern. Das System ist darauf ausgelegt, die Aufprallgeschwindigkeit auf ein Hindernis im Längsverkehr um maximal 15 km/h zu senken. Jansson stellt verschiedene Realisierungen einzelner Komponenten des Systems vor. In der Simulation vergleicht er verschiedene Algorithmen einzelner Komponenten, in Fahrversuchen testet er zwei unterschiedliche Konfigurationen seines Systems.

Es werden ausführlich verschiedene Sensoriken, Objekt-Tracking-Algorithmen und Entscheidungsfunktionen bezüglich eines oder mehrerer Kollisionsobjekte behandelt. Für die Tracking-Algorithmen zeigt Jansson verschiedene Zustandsschätzer (Kalman-Filter, Partikel-Filter und Punkt-Massen-Filter) mit unterschiedlichen Bewegungsmodellen. Darauf folgen Ansätze für die Objekt-Zuordnung, das Objekt-Ranking sowie die Sensor-Daten-Fusion.

Für die Entscheidungsfindung, ob und wann der Bremsenriff zu erfolgen hat, werden drei verschiedene Wege aufgezeigt.

Die erste Möglichkeit ist die deterministische Entscheidungsfindung, die zahlreiche Entscheidungsfunktionen im Single-Objekt-Fall bereit hält, wie z.B. die *time to collision* (TTC) oder die benötigte Verzögerung, um einen Unfall zu vermeiden.

Eine weitere Möglichkeit stellt der Entscheidungsfinder im Multi-Objekt-Fall dar. Hier wird erst dann die Notwendigkeit zum Bremsen angezeigt, wenn das jeweilige Trajektorien-Suchverfahren keine Möglichkeit zum Ausweichen mehr findet.

Beim letzten vorgestellten Verfahren werden die Messunsicherheiten erstmals berücksichtigt. Mit statistischen Methoden wird eine Kollisionswahrscheinlichkeit errechnet, anhand derer die Bremsentscheidung getroffen wird. Genaueres dazu findet sich in [Jansson 2002, Jansson 2008, Karlsson 2004]. Damit werden die Unsicherheiten in der Messung nachgebildet und mit einem Hypothesentest als statistische Entscheidungsfunktion ausgewertet.

Die Leistung des implementierten Algorithmus ist deutlich geschwindigkeitsabhängig und wurde als nicht zufriedenstellend bewertet.

Das Unfallvermeidungssystem in [Hillenbrand 2007] ist darauf ausgelegt, Kollisionen im Längs- und Querverkehr durch akustische Warnungen und autonome Brems Eingriffe zu verhindern. Als Szenario werden schwach strukturierte Stadt- und Überlandumgebungen angenommen. Die vorgestellte Unfallvermeidungsstrategie ist dreistufig. Zunächst gibt das System im Gefahrenfall eine Warnung aus. Falls die Fahrerwarnung erfolglos bleibt und das Gefahrenpotential zunimmt, wird versucht, mit einem Bremsassistent mit variabler Bremsstärke die Kollision zu vermeiden oder, falls dies nicht mehr möglich ist, mit Hilfe einer Vollbremsung in der Schwere zu mindern.

Als Sensoren werden ein Radar- und Monovideosystem gewählt. Auf Basis einer Sensordatenfusion kommt ein Multi-Objekt-Tracking-Verfahren zum Einsatz. Mit Hilfe eines hybriden Bewegungsmodells (konstante Geschwindigkeit oder konstante Beschleunigung) werden Zustandsschätzer wie ein Kalman-Filter oder ein Partikel-Filter miteinander verglichen. Des Weiteren werden die Objekte klassifiziert, um die Bewegungsmodelle besser darauf anpassen zu können.

Als Kritikalitätsmaß für das Auslösesignal dient die Reaktionszeitreserve *time to react* (TTR). Die unterschiedlichen Maßnahmen im dreistufigen System erfolgen abhängig von der jeweiligen Reaktionszeitreserve vor der Kollision. Diese wird algebraisch über einen *constant-acceleration-Ansatz* (CA-Ansatz) für das Systemfahrzeug und das Objekt sowie über weitere Annahmen berechnet. Verhaltens- und Messunsicherheiten werden implizit berücksichtigt, indem eine Systemauslegung eingestellt wird, die so konservativ ist, dass der Einfluss der Unsicherheiten aufgefangen wird. Allerdings bringt diese Verringerung der Fehlauflöserate einen geringeren Funktionsnutzen mit sich. Die Verhaltensunsicherheiten, die sich auf die Genauigkeit der Prädiktion auswirken, werden als deutlich einflussreicher auf die Entscheidungsfunktion eingestuft als die Messunsicherheiten. Die geplante maximale Bremsverzögerung ergibt die Reaktionszeitreserve, deren Obergrenze mit Hilfe heuristischer Annahmen über die Unsicherheiten bestimmt wird. Die letztmögliche Ausweichtrajektorie wird in Form einer Kreisbahn geplant, die mit maximal möglicher Querschleunigung durchfahren werden soll. Außerdem wird eine einfache Erweiterung auf den Mehrobjektfall vorgestellt, der bei der vorliegenden Modellierung mit wenig Aufwand implementiert werden kann.

Als seriennahe Funktion wird ein zusätzlicher Bremsassistent vorgestellt, der sich fahrergetriggert aktiviert und die Bremsung unabhängig vom weiteren Fahrerverhalten vornimmt.

2.1.2 Notausweichsysteme

In [Ameling 2002] wird ein Kollisionsvermeidungssystem vorgestellt, das möglichst viele Kollisionen durch Bremsen oder Ausweichen vermeiden soll. Es reagiert hierbei auf stehende sowie quer und längs bewegte Objekte, für die ein Aufprall mit der eigenen Fahrzeugfront prädiert wird.

Als Sensorik werden zwei Laserscanner eingesetzt. Die Kollisionsprädiktion erfolgt mit Hilfe eines *constant-velocity-Ansatzes* (CV-Ansatz) für das Bewegungsmodell. Eine mögliche Beschleunigung des Hindernisses wird aufgrund eines fehlenden Zustandsfilters nicht berücksichtigt. Der Unfall soll entweder durch einen Brems- oder einen Lenkeingriff vermieden werden. Ein Zustandsautomat aktiviert denjenigen Eingriff, der als Letzter seinen Eingriffswunsch signalisiert. Das Auslösesignal für die Notbremsung wird gegeben, wenn der Weg, um eine Relativgeschwindigkeit zwischen Fahrzeug und Hindernis gleich Null zu erzielen, gleich dem Abstand ist. Bei diesem Eingriff wird die Lenkung für den Fahrer blockiert. Der Hinweis für den Ausweicheingriff erfolgt dann, wenn die Zeit bis zur Kollision die Zeit für ein Ausweichmanöver inklusive eines Sicherheitsabstands unterschreitet. Die Ausweichtrajektorie des Manövers wird mit dem *Prinzip der virtuellen Deichsel*² bestimmt, das direkt den erforderlichen Lenkwinkel ausgibt.

Das entwickelte Verfahren wird mit Simulationen und Fahrversuchen getestet. Die für ein Ausweichmanöver benötigte Informationsbasis wird als nicht ausreichend angesehen und daher nicht empfohlen.

Das in [Mildner 2004] entwickelte Kollisionsvermeidungssystem baut in weiten Teilen auf der Eingriffsstrategie auf, die in [Lages 2001] und in [Ameling 2002] vorgestellt wurden. Der autonome Eingriff soll so spät wie möglich erfolgen, um einen Unfall gerade noch zu verhindern, falls der Fahrer nicht eingreift. Die Fahreingriffe werden erweitert auf einen kombinierten Lenk- und Bremsingriff.

Die eingesetzte Sensorik (Laserscanner) bleibt bestehen, jedoch wird die Zustandsprädiktion mit einem *Extended-Kalman-Filter* (EKF) erweitert, so dass die Objektbeschleunigung als weitere bekannte Größe vorliegt. Die aus dem Filter gewonnene Kovarianzmatrix wird dazu verwendet, die Unsicherheiten in den Messgrößen sichtbar zu machen und in die Systementscheidung mit einzubeziehen. Des Weiteren werden vier Bewegungsmodelle (konstanter Abstand, konstante Geschwindigkeit, konstante Beschleunigung und ein universelles Fahrdynamikmodell) für die Objekte je nach Situation eingesetzt. Ebenso wurde eine Anpassung der Ausweichtrajektorie für Kurvenfahrten berücksichtigt.

²Das Fahrzeug wird hierbei durch ein virtuelles Zugfahrzeug am Hindernis vorbei geführt, ähnlich einem zweiachsigen Lastwagenanhänger. Die Länge der Deichsel hängt von der Eigengeschwindigkeit und dem Abstand zum Hindernis ab.

Bei der ausführlich behandelten Kollisionserkennung wird eine Kollisionswahrscheinlichkeit eingeführt, die das Prädizieren und Bewerten potentieller Zusammenstöße ermöglicht. Die Kollisionswahrscheinlichkeit basiert insbesondere auf dem Erwartungswert der als normalverteilt angenommenen Querpositionsmessung des Objektes und gibt Aufschluss über das Eintreten einer Kollision im Sinne der Stochastik. Damit wird die Relevanz verschiedener Objekte für einen Zusammenstoß bewertet, was einem Multi-Objekt-Ansatz für die Kollisionserkennung entspricht.

Die bekannten Auslösesignale für ein autonomes Eingreifen sind die Kollisionszeit und der benötigte Weg zur Kollisionsvermeidung. Der Autor erweitert die Auslösebedingung um die Kollisionswahrscheinlichkeit und im Falle des Lenk-Brems-Manövers um eine Zuverlässigkeitsprüfung, die den überschaubaren mit dem benötigten Verkehrsraum abzugleichen versucht. Die Ausweichtrajektorie wird über eine vorgegebene Sinuskurve des Querschleunigungsverlaufes generiert, die, um das Ausweichen auch in Kurven zu ermöglichen, iterativ an eine Hüllkurve angepasst wird.

Die Funktion arbeitet mit und ohne Fahrbahnbegrenzungen. Sie wird in Simulationen und zahlreichen Fahrversuchen getestet, wobei die Ergebnisse den gestellten Anforderungen entsprechen und keinerlei Kollisionen zugelassen werden.

Das Unfallvermeidungssystem in [Stählin 2008] verfolgt die Eingriffsstrategie, dass erst im letzten Moment, in dem eine Kollision mit einem Objekt noch verhindert werden kann, autonom eingegriffen wird. Der Fahrer soll dabei von der Fahraufgabe entbunden und überstimmt werden. Als Eingriffsmöglichkeit wählt Stählin Ausweichen und Bremsen.

Die eingesetzte Sensorik umfasst ein Lidar- und ein Monovideosystem, das für die Fahrspurerkennung zuständig ist. Die Fahrspurerkennung ist ein essentieller Bestandteil der vorgestellten Trajektorienprädiktion für das Egofahrzeug und die Umfeldobjekte, da sie eine bessere Manövererkennung ermöglicht. Die drei für die Querbewegung relevanten Manöver „geradeaus Fahren“, „Spurwechsel“ und „Kurvenfahrt“ bilden die Grundlage der Prädiktionsalgorithmen.

Die Eingriffsentscheidung wird auf Basis rein physikalischer Kriterien getroffen. Es sollen keine abgeleiteten Größen verwendet werden. Zunächst werden die erfassten Objekte nach ihrer Relevanz sortiert, wobei das Gefahrenpotential als Kehrwert der Kollisionszeit festgelegt wird. Über den verbleibenden Brems- oder Ausweichweg wird je nach Möglichkeit der Zeitpunkt des Eingriffes festgelegt. Als Ausweichtrajektorie wurde eine Sigmaide mit garantierter Fahrbarkeit gewählt. In zahlreichen Versuchsfahrten wurde das System getestet und für zuverlässig und robust befunden.

Als alternative Eingriffsform wird eine Lenkwinkelrampe als Trigger für die Funktionsauslösung vorgeschlagen, womit der Fahrer in der Verantwortung für das Manöver bleibt. Der Eingriff erfolgt derart, dass der Fahrer die Lenkwinkelvorgabe überstimmen kann oder

im Falle einer tatsächlich drohenden Kollisionsgefahr auf die Möglichkeit eines Ausweichmanövers aufmerksam gemacht wird. Die Frage nach der Produkthaftung wird aufgrund der Beschränkungen in der Umfeldsensorik offen gelassen.

2.1.3 Gemeinsamkeiten der Systeme

In Tabelle 2.1 werden die Eigenschaften der vorgestellten Systeme zusammengefasst.

Die Systeme sind konzeptionell gleich aufgebaut. Der Eingriff erfolgt als autonomer Not-eingriff. Wird das Eintreffen einer Frontalkollision auf ein Hindernis vorhergesagt, warten die Systeme zunächst die Reaktion des Fahrers ab. Erfolgt diese nicht, bevor der Unfall gerade noch verhindert werden kann, übernimmt das System die Fahraufgabe. Hierzu wird das Notbrems- oder Notausweichmanöver auf Basis von optimalen Straßen- und Umweltbedingungen geplant. Voraussetzung dafür ist die Kenntnis der maximalen longitudinalen und lateralen Beschleunigungsmöglichkeiten, die insbesondere vom aktuellen Reibwert abhängen [Winner 2009c]. Die Rückübergabe an den Fahrer wurde in den vorliegenden Arbeiten nicht berücksichtigt.

Ein Großteil der Weiterentwicklung an den Kollisionsvermeidungssystemen wurde in die Tracking-Algorithmen investiert. Mit verbesserter Hardware können aufwändigere Multi-Objekt-Tracking-Verfahren implementiert werden, wie in [Jansson 2005, Hillenbrand 2006] ausführlich beschrieben wird. Die Modelle für die Bewegungsprädiktion der Objekte haben sich vom CV-Ansatz zu variablen, situationsabhängigen Ansätzen entwickelt, die auch den Verlauf der Fahrspuren berücksichtigen. Die Bewegungsprädiktion von [Stählin 2008] beinhaltet eine Manöverprädiktion, als Bewegungsmodell wird ein CA-Ansatz verwendet. Die Bewegungsmodelle von [Mildner 2004] werden je nach Fahrsituation angepasst und arbeiten fahrstreifenunabhängig. Es wird immer von einem Verkehrsteilnehmer mit gleichen Beschleunigungs- und Bewegungsmöglichkeiten (PKW) ausgegangen. Einspurige Fahrzeuge wie Fahrräder oder Motorräder sowie Fußgänger werden nicht berücksichtigt. Die Verfahren ohne Objektidentifikation sind eingeschränkt einsetzbar, da sich die Bewegungsmodelle von Fußgängern und Fahrzeugen stark unterscheiden.

Bei den vorgestellten Verfahren zur Situationsanalyse wurde ein großer Fortschritt erzielt. Die Entwicklung der Situationserkennung begann im Längsverkehr auf stehende oder vorausfahrende Fahrzeuge. Mittlerweile kann auf Gegen- sowie Querverkehr, in Kurven oder bei Einscherszenarien mit einem Brems- und Lenkeingriff reagiert werden.

Die Auslösekriterien für einen Eingriff werden abhängig von der Eingriffsart sehr unterschiedlich bestimmt. Teilweise wird die TTC, die TTR oder der verbleibende Ausweichweg bevorzugt. In [Jansson 2005] wird als Kriterium auch der Wegpunkt herangezogen, ab dem der Trajektorienplaner im Mehr-Objekt-Fall keine Ausweichmöglichkeit mehr findet.

Quelle	Lages	Nitz	Ameling	Mildner	Stählin	Jansson	Hillenbrandt
Sensorik	Laser	Radar, Video, Laser	Laser	Laser	Video, Laser	Radar, Laser	Radar, Video
Eingriff	bremsen	bremsen	ausweichen, bremsen	ausweichen, bremsen	ausweichen, bremsen	bremsen	bremsen
Objekte	1	(>)1	1	(>)1	(>)1	1	1
Unsicherheiten	Fuzzy	nein	nein	indirekt	nein	statistisch	heuristisch
Kritikalitätsmaß	Kollision unvermeidbar	Trainingsdaten	letzte Möglichkeit	letzte Möglichkeit	letzte Möglichkeit	Kollision unvermeidbar	letzte Möglichkeit

Tabelle 2.1: Zusammenstellung der Kollisionsvermeidungssysteme.

Für die Entscheidung, ob ein Eingriff stattfindet, werden entweder nur die obigen Auslösebedingungen verwendet oder weitere Größen mit einbezogen. Mit in die Berechnung aufgenommen werden unter anderem Messunsicherheiten, daraus resultierende Kollisionswahrscheinlichkeiten, Objektrelevanz und Ausweichgefährlichkeit. Wird eine bestimmte Schwelle für die Auslösekriterien erreicht, findet ein Eingriff statt. Die statistische Entscheidungstheorie wird u.a. in [Jansson 2008] vorgestellt. Die Algorithmen zur Entscheidungsfindung werden in jeder Arbeit alleinstehend entwickelt und angewendet. Sie unterscheiden sich essentiell in den Auslösekriterien und der Entscheidungsfunktion.

Die vorgestellten Verfahren sind in Versuchsträgern umgesetzt und haben ihren grundlegenden Funktionsnachweis erbracht. Insbesondere die Systeme mit Ausweichmöglichkeit wurden weder im realen Straßenverkehr getestet, noch wurden Benchmarks der Ausweichentscheidungen erstellt.

2.1.4 Ableitung von Randbedingungen

Das Ziel der vorliegenden Arbeit ist es, ein Notbrems- und Ausweichsystem zu entwickeln, mit dem die Einflüsse von Unsicherheiten untersucht werden können und die Entscheidungsfindung verbessert wird. Dies bedeutet zunächst keine Einschränkung für die Umsetzung der einzelnen Systemkomponenten. Die Anforderungen richten sich nach den Randbedingungen für die gewünschte Funktionalität und der Performance der Komponenten. Die vorgestellten Systeme bieten eine ähnliche Systemarchitektur, jedoch sind die einzelnen Komponenten unterschiedlich realisiert. Im Folgenden werden die Systemkomponenten bewertet und daraus Empfehlungen abgeleitet, welche Verfahren in den Komponenten verwendet werden sollten, um die gesteckten Ziele zu erreichen.

Die autonomen Sicherheitssysteme, denen als Eingriffsmöglichkeiten eine Bremsung und ein Ausweichmanöver zur Verfügung stehen, sollen eine Frontalkollision vermeiden oder die Unfallschwere reduzieren. Die Entscheidung über die Art und den Beginn des Eingriffs wird auf Basis der Daten aus der Umfeldsensorik sowie Annahmen für die Bewegungsprädiktion getroffen. Die Performance des Entscheidungsverfahrens bzw. des Systems hängt von allen Systemkomponenten ab, die im Folgenden näher beleuchtet werden.

Die Sensor-Komponenten unterliegen keinen Anforderungen oder Beschränkungen. Die Unsicherheiten in der Messung sind Messfehler, deren Einfluss auf das Entscheidungsverfahren ohne Beschränkung auf eine bestimmte Sensorik-Kombination evaluiert werden kann. In den Arbeiten wurden bisher keine Reibwertmessungen oder Straßensteigungsmessungen berücksichtigt. Diese beiden Werte beeinflussen die maximal möglichen lateralen und longitudinalen Beschleunigungen, die bekannt sein müssen, um ein Notbrems- oder Notausweichmanöver korrekt planen zu können.

Das Tracking-Verfahren und die Schätzung der Objektbeschleunigungswerte haben großen Einfluss auf die Bewegungsprädiktion und damit auf die Entscheidungsfindung. Das Einsatzgebiet für das in dieser Arbeit vorgestellte Notbrems- und Ausweichsystem ist die Vermeidung von Frontalkollisionen im Längsverkehr, weshalb nur die Bewegung des Vorfahrenden die zeitliche Eingriffsentscheidung beeinflusst. Für die Untersuchung von Unsicherheiten ist damit ein Single-Objekt-Algorithmus ausreichend. Der Einfluss des Bewegungsmodells für die Zustandsschätzung und für die Prädiktion ist näher zu untersuchen. Die Prädiktion der Querrichtung ist unter anderem wichtig für die Bestimmung der Breite des Ausweichmanövers. Eine fahrstreifenunabhängige Prädiktion kann auf die Annahme verzichten, dass die beobachteten Objekte ihre Fahrstreifen nicht verlassen.

Das vorausfahrende Objekt wird als PKW angenommen. Eine Objektklassifikation ist nicht Teil dieser Arbeit. Damit gilt die Aussagekraft der Untersuchungen nicht für Fußgänger, alle anderen Verkehrsteilnehmer besitzen grundsätzlich ähnliche Bewegungsmöglichkeiten, insbesondere im Längsverkehr. In dieser Arbeit werden keine Annahmen über maximale Bewegungsmöglichkeiten der Objekte getroffen. Daher können ein- und zweispurige Verkehrsteilnehmer im vorliegenden Szenario generisch behandelt werden. Dies plausibilisiert den Verzicht einer Objektklassifikation.

Die Planung der Ausweichtrajektorie und die Regelung der Querposition des Fahrzeugs sind eng miteinander verknüpft [Stählin 2006]. Wenn die Ausweichtrajektorie die Begrenzungen in der maximalen Querdynamik aufgrund der Fahreigenschaften des Fahrzeugs oder der äußeren Umstände wie z.B. dem Reibwert zwischen Straße und Reifen berücksichtigt, kann der Querregler der vorgegebenen Trajektorie ohne nennenswerten Fehler folgen [Weisen 2003, Brandt 2006, Schorn 2009]. Erfüllt die Trajektorienplanung die oben genannten Anforderungen, kann für eine Untersuchung der Unsicherheiten die Ungenauigkeit in der Regelung der Fahrzeugquer- und Fahrzeuglängsposition vernachlässigt werden. Die Aktorik in Lenkung und Bremse ist nach heutigem Stand genügend ausgereift, um einen Serieneinsatz zu rechtfertigen [Hartmann 2009].

Die Eingriffsstrategie hängt von den vorhandenen situativen Eingriffsmöglichkeiten ab und bestimmt die Aktionsentscheidung. Eine wichtige Annahme in der vorliegenden Arbeit ist die in jeder Situation als gegeben erachtete Ausweichmöglichkeit. Für eine Evaluation der Entscheidungsverfahren ist diese Annahme gerechtfertigt, denn die Prüfung der Ausweichmöglichkeit kann unabhängig vom restlichen System behandelt werden und ist zu großen Teilen von der Zuverlässigkeit und Genauigkeit der Umfeldsensoren abhängig. In [Mannale 2008] findet sich ein Ansatz zur Gegenverkehrserkennung. Die Sensorik stellt in dieser Arbeit unabhängig von den vorhandenen Messunsicherheiten mit den getroffenen Annahmen keine Einschränkung für die Funktionalität des Sicherheitssystems dar.

Das Entscheidungsverfahren bestimmt mit Hilfe des Kritikalitätsmaßes den Zeitpunkt des jeweiligen Eingriffes. Ein insbesondere für die Funktionsabsicherung vielversprechender Ansatz ist der von [Stählin 2006], der einen rein auf physikalisch gemessenen Größen basierenden deterministischen Ansatz entwickelt. Diese Vorgabe dient der vorliegenden Arbeit als Grundlage für die zeitliche Entscheidungsfindung. Zur Berücksichtigung der Unsicherheiten in der Entscheidung muss der Ansatz zusätzlich mit einem probabilistischen Gütemaß umgehen, um die deterministischen Werte bezüglich ihrer Unsicherheiten bewerten zu können. Als Kritikalitätsmaß erweist sich der letztmögliche Zeitpunkt zur Unfallvermeidung, die TTR, als zweckmäßige Größe [Hillenbrand 2007]. Darin sind die aktuellen und erwarteten Bewegungen des Objektfahrzeuges sowie die aktuellen und geplanten Bewegungen des eigenen Fahrzeugs enthalten, womit alle Unsicherheiten in Messung und Prädiktion berücksichtigt und verglichen werden können.

Die Eingriffsstrategie sucht generell nach dem Manöver, das im letztmöglichen Augenblick eine Kollision vermeidet. Somit ist ausgeschlossen, dass der Fahrer unnötig beeinflusst wird. Die Ausweichentscheidung wird mit Hilfe weiterer Kriterien verbessert, wie z.B. einem Gütemaß für die errechnete Eingriffszeit oder die erwarteten Unfallfolgen im Falle eines verspäteten Bremsingriffes.

Die Interaktion mit dem Fahrer über eine *Mensch-Maschine-Schnittstelle* (HMI) wird in der Arbeit nicht berücksichtigt. Dies umschließt die für Sicherheitssysteme typische Fahrerwarnung [Tiemann 2012] und eine Rückübergabe der Fahrzeugführung an den Fahrer. Ein autonomer Eingriff darf nur dann erfolgen, wenn der Fahrer nicht rechtzeitig auf einen drohenden Auffahrunfall reagiert. Die Rückübergabe der Fahraufgabe an den Fahrer wird insofern vereinfacht, als dass eine Ausweichtrajektorie vorgesehen ist, die das Fahrzeug am Ende des Manövers wieder parallel zur Fahrspur ausrichtet.

2.2 Entscheidungsverfahren

Entscheidungsverfahren haben nicht nur in Kollisionsvermeidungssystemen ein komplexes Anwendungsgebiet. Zahlreiche andere Assistenzsysteme müssen ähnlich komplexe Funktionen erfüllen, wie z.B. das *elektronische Stabilitätsprogramm* (ESP) oder der *Spurwechselassistent* (LCA).

Ein bedeutender Unterschied für die Entscheidungsfindung liegt in der propriozeptiven oder exterozeptiven Erfassung der Messgrößen. Wird die Entscheidung auf Basis von propriozeptiven Messwerten getroffen, wie z.B. beim ESP durch die Messung der Geschwindigkeit oder der Gierrate des eigenen Fahrzeugs, kann den Messwerten ein hohes Gütemaß beigemessen werden.

Werden exterozeptive Messwerte für die Funktionalität benötigt, wie z.B. bei der *adaptiven Fahrgeschwindigkeitsregelung* (ACC) durch die Messung des Abstandes und der Geschwindigkeit des vorausfahrenden Fahrzeuges, muss auf Basis dieser mit geringerer Güte bestimmbaren Werte und einem Bewegungsmodell ein bestimmtes Verhalten vorhergesehen werden, um entsprechend darauf reagieren zu können. Die korrekte Funktionsauslösung unterliegt damit deutlichen Einschränkungen bezüglich der Auslösesicherheit.

Im Folgenden werden die Entscheidungsverfahren von speziellen Fahrerassistenzsystemen vorgestellt, die mit propriozeptiv oder exterozeptiv erfassten Messwerten arbeiten. Dabei wird deutlich, wie die Entscheidungsfindung an Komplexität zunimmt, wenn nicht nur Messgrößen des eigenen Fahrzeugs berücksichtigt werden. Steigt zusätzlich der Automatisierungsgrad aus Sicht des Gesamtsystems, werden die Entscheidungen komplexer. Um weiterhin verlässliche Entscheidungen treffen zu können, ist es nötig, ein Maß für die Sicherheit der Entscheidung anzugeben. Daher wird als Ergänzung ein kurzer Einblick in die vorliegenden Entscheidungsverfahren auf dem Feld der Robotik gegeben. Diese Systeme agieren teilweise vollständig autonom und müssen die richtigen Entscheidungen in jeder Situation treffen können. Als Beispiele werden daher Entscheidungsfunktionen eines autonom bewegten Fahrzeugs und eines autonomen Roboters vorgestellt. Aus den Entscheidungsverfahren werden anschließend unter Berücksichtigung der in Kapitel 1.3 gestellten Ziele die Randbedingungen an die Entscheidungskomponente des eigenen Notbrems- und Ausweichsystems abgeleitet.

2.2.1 Entscheidungen auf Basis propriozeptiver Messwerte

Die Entscheidungsfindung bei Fahrzeugsystemen, die auf propriozeptiven Messwerten beruhen, wird im Folgenden am Beispiel des ESP und des *hydraulischen Bremsassistenten* (HBA) erläutert.

Elektronisches Stabilitätsprogramm

Das ESP bietet eine Fahrstabilisierungsfunktion, die das Ausbrechen³ des Fahrzeuges in querdynamisch kritischen Situationen verhindert. Im Folgenden wird die Funktionsweise des ESP erklärt und anhand von zwei Beispielen die Entscheidungsfindung im ESP-System erklärt.

Der Ansatz der Überlegungen zur Fahrstabilisierung basiert auf einem Einspur-Fahrzeugmodell [Schramm 2010] und [Bosch 2007], das bei einer stationären Kreisfahrt den Zusammenhang zwischen den Reifenschräglaufwinkeln α_v (vorne) und α_h (hinten) und der

³Übersteuern bei ausbrechendem Fahrzeugheck und Untersteuern bei einer ausbrechenden Fahrzeugfront

Fahrzeugquerbeschleunigung a_Y und damit von den Reifenquerkräften F_Y herstellt. Bleiben die Reifenquerkräfte während des Manövers innerhalb des Kraftschlusspotentials, dann entspricht der Gierratenverlauf $\dot{\psi}$ des Fahrzeugs dem vorgegebenen Lenkwinkelverlauf δ . Zusätzlich bleibt der Schwimmwinkel β klein bzw. innerhalb bestimmter Grenzen. Der Schwimmwinkel ist der Winkel zwischen der Bewegungsrichtung des Fahrzeugs im Schwerpunkt und der Fahrzeuglängsachse aufgrund des Quer- und Längsschlupfes λ_Y und λ_X der Vorder- und Hinterräder. Die Querdynamik eines Fahrzeuges wird über diese beiden Größen, Schwimmwinkel und Gierrate, geregelt.

Wird das Fahrzeug im fahrdynamischen Grenzbereich und darüber hinaus bewegt, kann die Fahrzeugquerdynamik instabil werden. Im Falle des Übersteuerns werden z.B. der Schwimmwinkel und die Gierrate deutlich größer als die jeweiligen Sollwerte des Fahrzeugmodells. Die Hinterräder driften nach außen, dadurch beginnt das Fahrzeug sich zu drehen und kann die Spur nicht mehr halten. Der ESP-Regler erkennt die Abweichung der Ist-Größen von den Soll-Größen und bremst das kurvenäußere Vorderrad ab. Dadurch wird ein Gegenmoment zum Giermoment des Fahrzeugs aufgebaut, das die Fahrzeugdrehung verlangsamt und damit ein Schleudern verhindert. Die Eingriffsentscheidung trifft der Fahrdynamikregler, der ständig die Soll- und Istwerte der Regelgrößen miteinander vergleicht und dementsprechende Raddrehzahlen vorgibt, die wiederum ein unterlagerter Regler mit Hilfe von Bremseingriffen umsetzt. Die Sollwerte der Regelgrößen werden aus dem Einspurmodell abgeleitet.

Um die Sollwerte für stabiles Fahrverhalten berechnen zu können, werden zunächst verschiedene Messgrößen und ein Modell zur Schätzung der fahrdynamischen Größen benötigt. Mit propriozeptiven Sensoren werden unter anderem die Giergeschwindigkeit $\dot{\psi}$, die Querbeschleunigung a_Y , der Lenkradwinkel δ , die Fahrzeuggeschwindigkeit v_F , der Bremsdruck und die Raddrehzahlen gemessen. Ein Beobachter errechnet weiterhin die Querdynamikgrößen, z.B. die Schräglaufwinkel α_v und α_h , den Schwimmwinkel β , die Reifenkräfte F_v (vorne) und F_h (hinten) und die Quergeschwindigkeit v_Y , wie in Abbildung 2.1 gezeigt. Mit Hilfe dieser Größen werden die Sollwerte für den Regler, unter anderem die Sollgiergeschwindigkeit $\dot{\psi}_s$, bestimmt.

Es können entscheidungskritische Fälle auftreten, bei denen eine erhebliche Anpassung der Sollwerte nötig wird, um einen Fehleingriff des ESP zu vermeiden. Bei dieser Entscheidungsfindung wird situationsabhängig ein Eingriff des ESP-Reglers untersagt oder modifiziert. Eine dieser Situationen ist z.B. die Fahrt in einer Steilkurve. An solchen Beispielen soll im Folgenden gezeigt werden, wie die Entscheidungen getroffen werden, einen ESP-Regeleingriff in einer bestimmten Fahrdynamiksituation zu beeinflussen.

In einer Steilkurve schlägt aufgrund fehlender Querkräfte die Sollwertberechnung für die Giergeschwindigkeit fehl. Für Kurven mit einem maximalen Neigungswinkel von 8° muss

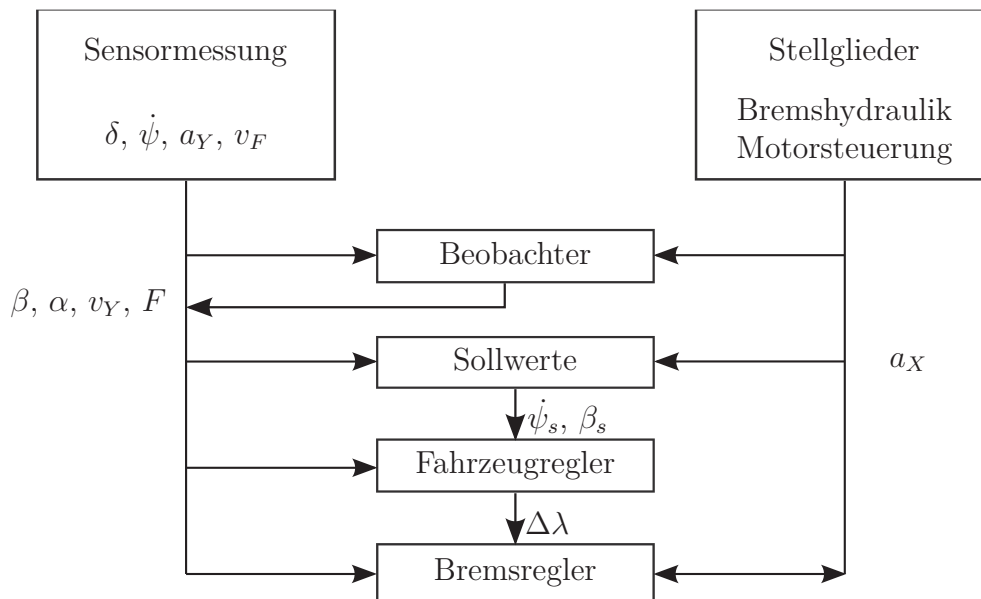


Abbildung 2.1: Stark vereinfachtes Blockschaltbild des ESP-Reglers mit Ein- und Ausgangsgrößen nach [Winner 2009d].

der Dynamikregler laut Gesetzgebung robust ausgelegt sein. Um Steilkurven bis maximal 20° Neigungswinkel ohne Fehleingriff durchfahren zu können, muss der Regler hingegen abgeschaltet werden. Die Entscheidung wird allein mit Hilfe des Lenksignals getroffen, unter der Voraussetzung, dass die Fahrsituation „Schleudern auf Eis“ detektiert wird. Bei „Schleudern auf Eis“ bleibt in einer Kurvenfahrt die gemessene Quereschleunigung plötzlich bei Null. Die Entscheidung hängt nun von der Lenkwinkelrichtung ab. Erfolgt ein Gegenlenken des Fahrers, wird auf ein Ausbrechen des Fahrzeugs bei glatter Fahrbahn geschlossen und es erfolgt ein ESP-Eingriff. Hält der Fahrer das Lenkrad fest, wird eine Fahrt in einer Steilkurve angenommen, wonach kein Eingriff getätigt werden darf. Die Entscheidung hängt also in letzter Konsequenz vom Vorzeichen der Lenkwinkelgeschwindigkeit ab. Dieser Messwert ist mit hoher Verlässlichkeit bekannt und vereinfacht diese sicherheitskritische Entscheidungsfindung.

Eine weitere situativ bedingte Entscheidung des ESP ist dann nötig, wenn der Fahrer in einer Kurve die Lenkung „überzieht“, d.h. wenn er einen engeren Kurvenradius fahren will als es der Reibwert der Straße zulässt. Diese Situation wird in jeder Kurve geprüft, in der ein üblicher ESP-Eingriff das Fahrzeug nicht mehr in der Spur halten kann, wenn also die Gierrate bzw. der Schwimmwinkel instabil zu werden drohen. Ist die Lenkwinkelvorgabe des Fahrers zu groß, wird nicht nur ein Rad gebremst, sondern alle vier. Die Entscheidung wird also über einen Schwellwert des Lenkwinkels getroffen, unter der Voraussetzung, dass die Regelabweichungen zu groß werden. Die Parametrierung der Schwellwerte wird durch Simulationsläufe und Applikationsfahrten vorgenommen.

Hydraulischer Bremsassistent

Der HBA ist eine Mehrwertfunktion des ESP-Systems. Es wird keine zusätzliche Sensorik benötigt. Der Bremsassistent erkennt eine Notbremssituation und unterstützt den Fahrer bei der Bremsung, indem die Fahrzeugverzögerung automatisch erhöht wird. Die Verzögerung wird auf die physikalisch maximal mögliche Verzögerung eingestellt und wird limitiert von den Eingriffen des *Anti-Blockier-Systems* (ABS). Somit wird im Notfall ein Bremsweg erreicht, wie ihn sonst nur trainierte Fahrer erreichen. Für Normalfahrer bedeutet diese Umstellung der Bremscharakteristik einen zusätzlichen Sicherheitsgewinn. Dies ist deshalb möglich, da der Normalfahrer in Notsituationen häufig in eine Panikreaktion verfällt und die Bremse nicht stark genug drückt, wie in Abbildung 2.2 gezeigt. Somit wird die maximal mögliche Verzögerung nicht angefordert und der Bremsweg verlängert.

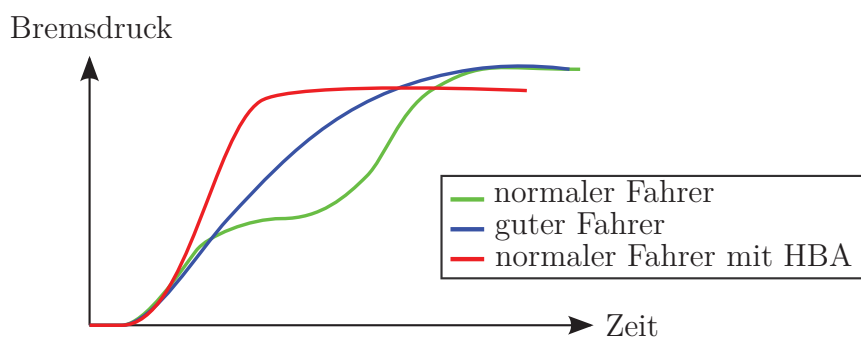


Abbildung 2.2: Bremsverhalten in kritischen Situationen und Nutzen des HBA nach [Winner 2009d].

Der Wunsch des Fahrers, das Fahrzeug maximal zu verzögern, kann unter anderem an einer schnellen Änderung des Bremsdruckes durch die Pedalaktuierung erkannt werden. Mit Hilfe dieser propriozeptiv gemessenen Größe entscheidet der Bremsassistent, ob ein unterstützter Eingriff durch Ansteuerung des Bremskraftverstärkers erfolgen soll. Überschreitet der Druckgradient eine bestimmte Schwelle, wird eine sogenannte Panikbremsung detektiert und Bremsunterstützung geleistet. Die untere Schwelle wird dynamisch parametrisiert, um eine Anpassung der Eingriffe an verschiedene Bremssituationen zu ermöglichen. Diese situationsbedingte Unterscheidung wird mittels der Fahrgeschwindigkeit des Fahrzeugs getroffen. Der Bremsassistent fragt vor der Auslösung auch einen fahrsituationsabhängigen Mindestbremsdruck ab. Wird dieser nicht gestellt, löst die Funktion nicht aus. Beim Lösen des Bremspedals durch den Fahrer wird die Unterstützung durch den Bremsassistenten ebenfalls zurückgenommen.

Da ein Eingriff in die Bremse bei Fehlauflösung sicherheitskritisch ist, muss der Eingriff abgesichert werden, d.h. die gemessenen Werte werden zusätzlich validiert. Die Unterstützung des Bremsassistenten hängt ab von verschiedenen Größen zur funktionalen Absicherung, wie zum Beispiel der Sensorüberwachungseinheit. Werden gravierende Fehlmessungen des Sensors erkannt, wird der Bremsassistent deaktiviert. Hierzu zählt unter

anderem die Überwachung des Bremslichtschalters. Ist dieser nicht aktiviert, wird ungeachtet des Bremsdruckverlaufes keine Eingriffsunterstützung gewährt. Neben der unteren Eingriffsschwelle gibt es eine obere Eingriffsschwelle, ab der der Bremsassistent nicht mehr auslöst. Dies kommt zum Tragen, wenn ein Bremsdruckverlauf detektiert wird, der physikalisch nicht von einem Menschen gestellt werden kann. Unsicherheiten in der Messung, also kleinere Messfehler wie ein Offset oder ein Drift auf der Druckmessung, werden nicht betrachtet.

Die Eingriffsentscheidung des Bremsassistenten wird also mittels eines dynamisch veränderlichen situationsabhängigen Schwellwertes getroffen. Zur Absicherung der Entscheidung werden weitere Attribute überprüft, bevor ein Eingriff erfolgen darf, was notwendigerweise den Zeitpunkt des Eingriffs verzögert. Die Werte, die die Auslöseschwelle ebenso wie die Absicherungsschwellen annehmen, werden mit Testfahrten von Experten sowie bestimmten Anforderungen an die Fahrzeugdynamik festgelegt.

Die Entscheidungen, die mit Hilfe von propriozeptiven Sensoren getroffen werden, basieren auf Messgrößen, die teilweise nach einer Vorverarbeitung mit einem Schwellwert verglichen werden. Der Schwellwert ist zumeist abhängig von der jeweiligen Situation, die ebenfalls über direkte Messgrößen detektiert wird. Dank der hohen Messgüte der propriozeptiven Sensoren und der direkten Kenntnis aller entscheidenden Werte werden insbesondere sicherheitskritische Funktionen umgesetzt. Unter Beachtung der Absicherungsstandards, wie z.B. Redundanz, können die Funktionen somit ohne Berücksichtigung von Unsicherheiten realisiert werden.

2.2.2 Entscheidungen auf Basis exterozeptiver Messwerte

Im Folgenden werden zwei Fahrzeugfunktionen vorgestellt, die nur auf Basis exterozeptiv gemessener Größen realisiert werden können, der *Abstandsregeltempomat* (ACC) und der *Spurwechselassistent* (LCA). Dabei werden die Systeme kurz vorgestellt und die Schwierigkeiten bei der Entscheidungsfindung thematisiert.

Abstandsregeltempomat

ACC ist eine Komfortfunktion zur automatischen Abstandsregelung, die vor allem auf Autobahnen nützlich ist. Die Funktionalität des ACC zielt auf die Erweiterung des Tempomaten durch eine Anpassung der Fahrgeschwindigkeit an die Verkehrssituation ab. Ist auf der Autobahn die vom Fahrer gewünschte Zielgeschwindigkeit eingestellt und das Fahrzeug nähert sich einem langsameren Fahrzeug, das in der gleichen Fahrspur fährt, dann wird die Geschwindigkeit durch Motordrosselung oder gegebenenfalls einen Bremsingriff verringert. Damit geht das eigene Fahrzeug von der Freifahrt in die Folgefahrt

über und stellt eine vordefinierte Zeitlücke zum vorderen Fahrzeug her. Diese ist in einer ISO-Norm festgelegt, die als internationale Referenz für intelligente Transportfahrzeuge zur Verfügung steht [Winner 2009e]. Wechselt eines der Fahrzeuge die Spur, befindet sich das ACC-Fahrzeug erneut in Freifahrt und erhöht seine Geschwindigkeit wieder automatisch auf die Zielgeschwindigkeit.

Als Umfeldsensorik für ein ACC-System werden Radar- oder Lidarsensoren verwendet. Diese Sensoren können Objekte in der Umgebung vor dem Fahrzeug in über 150 m Entfernung detektieren sowie ihre laterale und longitudinale Entfernung, Relativgeschwindigkeit und Relativbeschleunigung messen bzw. mit Hilfe eines Kalman-Filters davon ableiten.

Dem Entscheidungsprozess, ob und welches der detektierten Objekte in der eigenen Fahrspur fährt und damit ein Zielobjekt ist, stellt die Grundvoraussetzung für ein funktionierendes ACC dar und spielt daher eine entscheidende Rolle. Die Entscheidungsfindung für die Zielobjektauswahl beinhaltet die Unsicherheit, dass eine Fahrspurzuordnung nicht immer eindeutig möglich ist, z.B. in Kurven. Die Entscheidungsfindung ist wichtig für eine sichere Längsführung und ein komfortables Fahrgefühl. Wenn ein Objekt in der gleichen Fahrspur während der Annäherung irrtümlich in der Nebenspur angenommen wird, sollte das System seine Fehlzuordnung bei weiterer Annäherung erkennen, mit der notwendigen Verzögerung abbremsen und notfalls eine Fahrerwarnung ausgeben. Ist die Relativgeschwindigkeit zwischen Zielobjekt und Eigenfahrzeug für den verbliebenen Abstand für eine ACC-Bremung mit der maximal zulässigen Verzögerung⁴ zu groß und der Fahrer reagiert zu spät, kann es zum Auffahrunfall kommen. Diese Fälle werden in [Gietelink 2006, Naranjo 2006] unter Berücksichtigung von unsicherem Fahrverhalten näher betrachtet. Im umgekehrten Fall, wenn ein detektiertes „Zielobjekt“ fälschlicherweise in der eigenen Fahrspur angenommen wird, unterläuft dem ACC eine Fehlbremung, womit für den nachfolgenden Verkehr eine gefährliche Situation entsteht. Es muss in der Fahrspurzuordnung also eine Entscheidung unter Unsicherheit mit exterozeptiv gemessenen Werten getroffen werden, was im Folgenden näher beschrieben wird.

Um unter den detektierten Objekten das relevante Zielobjekt zu identifizieren, sind vor allem in Kurven weitere Messgrößen erforderlich. Über den Lenkradwinkel oder die Gier rate wird eine Kurvenfahrt festgestellt und mit der lateralen Bewegung der detektierten Objekte abgeglichen. Damit wird die Fahrspurzuordnung auch in Kurven möglich. Wenn das Zielobjekt bereits in der Kurve fährt, während sich das eigene Fahrzeug noch auf der Geraden befindet, wird die Auswahl des Zielobjektes zwischenzeitlich unplausibel. Um dies zu verhindern, werden mitunter Videokameras zur Detektion der Fahrspurkrümmung oder GPS-Sensoren mit einer digitalen Karte verwendet, um eine laterale Bewegung des Zielobjektes bzw. die Zielobjektauswahl auf kurviger Strecke zu plausibilisieren. Steht die zusätzliche Sensorik nicht zur Verfügung, werden zur Unterstützung der Ziel-

⁴ISO-Norm: Geschwindigkeitsabhängig von $-3,5 \text{ m/s}^2$ bis -5 m/s^2 nach [Winner 2009f]

objekterkennung auch andere detektierte Objekte im Erfassungsbereich verwendet, wie z.B. Randobjekte⁵ oder die gemeinsame laterale Bewegungsrichtung aller vorausfahrenden Objekte.

Im Folgenden wird die Entscheidungsfindung für die Zielobjektauswahl ohne die Zusatzsensorik GPS und Kamera erläutert, da dies die größte Herausforderung darstellt. Der Radar- oder Lidarsensor erfasst im Umfeld vor dem Fahrzeug die Objekte innerhalb der Reichweite sowie deren Bewegung⁶. Eines dieser Objekte kann das Zielobjekt sein, das in der gleichen Fahrspur fährt. Die laterale Lage der Objekte wird für die Zuordnung zum Fahrkorridor mit der prädizierten lateralen Eigenbewegung des Fahrzeugs verglichen. Die prädizierte Eigenbewegung wird mit einem Fahrschlauch beschrieben, der die anzunehmenden Fahrzeugtrajektorien innerhalb der nächsten Sekunden umspannt und den Korridor für die ACC-Zielauswahl beschreibt. Die dazu nötige Kursprädiktion basiert auf der Hypothese, dass das Eigenfahrzeug die momentane Fahrspur nicht verlässt und die aktuelle Krümmung beibehält. Die Kursprädiktion versucht den Verlauf vorherzusagen, indem die aktuelle Kurskrümmung als Vorgabe verwendet wird, die sich unter anderem aus dem Lenkwinkel oder der Gierrate errechnen lässt. Der Fahrschlauch wird um den prädizierten Kurs gelegt. Befindet sich ein Objekt in diesem Fahrschlauch, dann wird es als Zielobjekt identifiziert. Der laterale Abstand der Objekte wird also unter Berücksichtigung des longitudinalen Abstandes mit der prädizierten lateralen Eigenbewegung verglichen und damit als dynamischer Schwellwert für die Entscheidungsfindung verwendet.

Die folgenden Einflüsse sind bei der Entscheidung für die Zielerkennung bzw. Fahrspurzuordnung zu berücksichtigen. Unruhiges Lenkverhalten sowie nicht mittige Fahrt in der Fahrspur verschlechtern die Kursprädiktion des Eigenfahrzeugs. Fährt ein Objekt in der Nachbarspur ebenfalls nicht mittig sondern nahe der eigenen Spur und wird es zudem in der Querposition nicht korrekt bestimmt, kann es fälschlicherweise als das Zielobjekt detektiert werden. Um solche Fehler zu vermeiden, kann man die Fahrschlauchbreite verringern, andererseits sind dann vermehrt Zielverluste bei Folgefahrten zu erwarten. Die Zielauswahl wird daher mit einer Anpassung der Fahrschlauchbreite unterstützt. Eine variable, von der Straßenart abhängige Fahrschlauchbreite kann durch Detektion von Standzielen am Straßenrand oder Berücksichtigung des Verkehrs der benachbarten Fahrstreifen erreicht werden. Somit können enge Baustellen-Durchfahrten mit schmalen Fahrschlauch durchfahren werden. Außerdem wird die Zuordnung zum Fahrschlauch umso unschärfer, also mit geringerer Aufenthaltswahrscheinlichkeit, dargestellt, je größer die Entfernung zum Eigenfahrzeug ist, siehe Abbildung 2.3.

⁵Leitplanken, Verkehrsschilder

⁶Generell werden nur bewegte Objekte berücksichtigt.

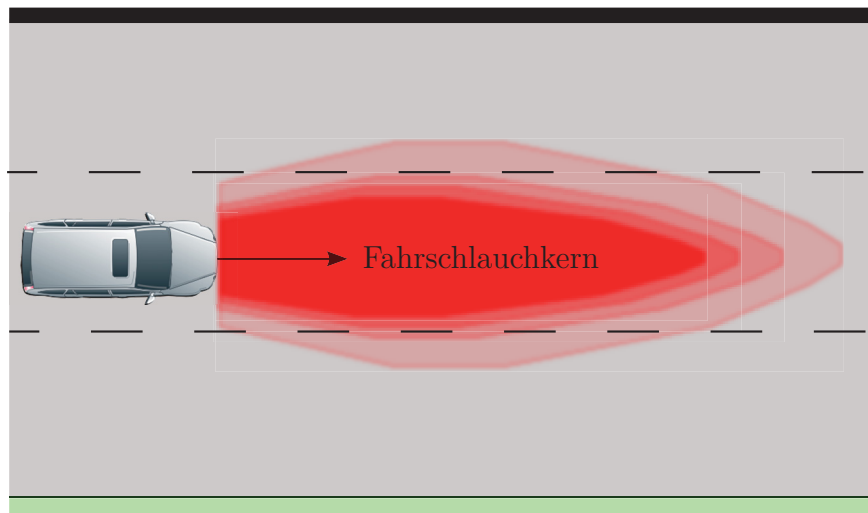


Abbildung 2.3: Unschärfe Fahrschlauchkontur in Abhängigkeit der lateralen und longitudinalen Entfernung vom Fahrzeug.

Hierbei wird die Messvarianz des Sensors berücksichtigt. Eine örtliche und zeitliche Hysteresefunktion für die Fahrspurzuordnung verbessert die Zielauswahl vor allem bei unruhigen Lenkbewegungen und in Kurveneinfahrten und Kurvenausfahrten.

Der Schwellwert für die Entscheidung der Fahrspurzuordnung ist also nicht nur von der Eigenbewegung und der exterozeptiv gemessenen Objektbewegung abhängig, sondern zusätzlich von diversen Applikationsparametern, die einen zeitlichen Verlauf und nicht-deterministische Ereignisse berücksichtigen. Unter anderem aufgrund dieser Fahrspurzuordnung wird ACC nicht als Sicherheitsfunktion sondern als Komfortfunktion angesehen. Komfortfunktionen sollen die Fahraufgabe erleichtern, sie werden aber nicht explizit darauf ausgelegt, vor Unfällen zu schützen. Eine weiterführende, probabilistische Umsetzung eines ACC-Systems mit Berücksichtigung von unsicheren Messwerten ist in [Gietelink 2006] zu finden.

Spurwechselassistent

Der LCA ist ein System, das vor Beginn eines Spurwechsels die Nebenfahrspuren überprüft [Bosch 2007]. Ist die Fahrbahn nebenan insbesondere im toten Winkel belegt oder nähert sich von hinten ein schnelleres Fahrzeug, dann warnt das System den Fahrer optisch oder akustisch, bzw. greift autonom in die Querführung des Fahrzeugs ein, um eine drohende Kollision zu vermeiden, siehe Abbildung 2.4. Das System wird je nach Ausprägung z.B. nur dann aktiv, wenn der Fahrer den Blinker setzt und wenn die Eigengeschwindigkeit mehr als 30 km/h beträgt. Setzt der Fahrer keinen Blinker vor dem Spurwechsel, muss die Fahrerabsicht mit anderen Größen erkannt werden, um rechtzeitig eine Warnung geben zu können.

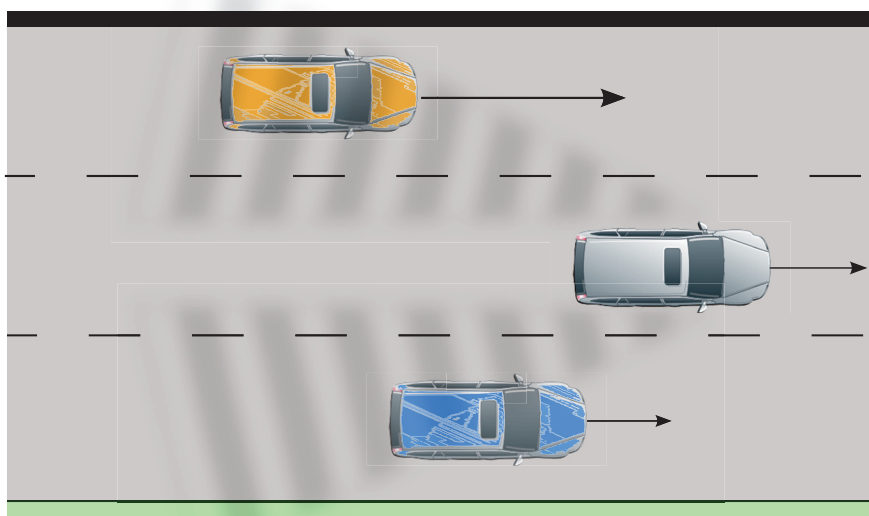


Abbildung 2.4: Der Spurwechselassistent LCA prüft das seitliche und zurückliegende Fahrzeugumfeld auf Objekte und warnt gegebenenfalls den Fahrer.

Die Fahrerabsichtserkennung muss die zukünftige Bewegung des eigenen Fahrzeugs präzisieren. Hierzu werden propriozeptive und exterozeptive Messgrößen verwendet, also Größen wie Lenkwinkel, Fahrgeschwindigkeit und Fahrstreifenmarkierungen sowie der Abstand zum Vordermann. Diese Größen werden in einem Prädiktionsmodell ausgewertet, das die Bewegung möglichst gut vorhersagen soll. Damit ist eine Entscheidung über die voraussichtliche Fahrerabsicht möglich.

In [Schubert 2009b] wird für die Fahrerverhaltensprädiktion ein Entscheidungskonstrukt in Form einer Zustandsschätzung vorgeschlagen. Der Zustandsschätzer ist als *interacting multiple model Filter* (IMM-Filter) implementiert, das mehrere Bewegungsmodelle enthält, die gleichzeitig ausgewertet werden und mit einer Transitionsmatrix den wahrscheinlichsten Zustand bestimmen. Diese Transitionsmatrix ist nicht fest vorgegeben, sondern besitzt variable Elemente, die über ein Bayes-Netz bestimmt werden. Das Bayes-Netz verarbeitet die ungenauen Informationen probabilistisch. Als Zusatzwissen für die Spurwechselerkennung wird unter anderem die Art der Fahrspurmarkierung herangezogen. Dabei wird angenommen, dass ein Spurwechsel bei durchgezogener Linie deutlich unwahrscheinlicher ist als bei gestrichelter Linie. Die Entscheidung, ob ein Spurwechsel beabsichtigt ist oder nicht, basiert also grundsätzlich auf den deterministischen Größen im Zustandsmodell. Diese werden zur Verbesserung der Entscheidung mit probabilistischen Werten aus unsicherem Wissen erweitert und somit ein Mehrnutzen für das Fahrerassistenzsystem geschaffen. Weitere Ansätze zur Spurwechselerkennung mit Hilfe von probabilistischen Verfahren finden sich in [Dagli 2002, Berndt 2008, Liu 2010].

Eine weitere Möglichkeit, Entscheidungsverfahren für die Fahrerabsichtserkennung umzusetzen, wird in [Zhang 2009] beschrieben. Die Manöverprädiktion wird hier mit einem *dynamischen Bayes-Netz* (DBN) umgesetzt, das die Zugehörigkeit der einzelnen Fahrzeuge zu den Fahrspuren schätzt, woraus sich die wahrscheinlichsten Fahrmanöver, z.B. „Fahrspur folgen“ oder „Fahrspur wechseln“, ableiten lassen. Die Werte für die Spurzugehörigkeit werden im weiteren Verlauf dazu verwendet, um die Wahrscheinlichkeit für eine Kollision zu bestimmen. Diese wird mit Hilfe von *Fuzzy-Logik* berechnet, die eine Form des unscharfen Schließens und damit der unsicherheitsbehafteten Informationsverarbeitung darstellt. Mit einer *Fuzzy-Regelbasis* wird das menschliche Denken für das Risikobewusstsein modelliert. Die Entscheidungsfindung basiert bei diesem Ansatz auf wahrscheinlichkeitsbasiertem Schließen, auf dem ein unscharfer Regelsatz aufsetzt, der die Entscheidungsgröße bestimmt.

Die Eingangsgrößen der vorgestellten Systeme sind vor allem exterozeptiv gemessene Werte, die in einem Prädiktionsmodell zukünftige Zustände schätzen und eine unsichere Informationsbasis darstellen. Die auftretenden Unsicherheiten sind unter anderem der Grund, warum solche Systeme noch nicht in Serienfahrzeugen umgesetzt sind.

2.2.3 Entscheidungsverfahren für autonome Systeme

Im Folgenden werden zwei Ansätze vorgestellt, die die Umsetzung von Entscheidungsverfahren unter Berücksichtigung von Unsicherheiten im Bereich der autonomen Roboter und des autonomen Fahrens beschreiben.

Autonome Robotersysteme

Viele Lösungsansätze zur autonomen Kollisionsvermeidung haben ihren Ursprung in der Robotik. Als sich in den 1980er Jahren die ersten Roboter in unbekanntem, dynamischen Umgebungen autonom fortbewegten [Siciliano 2008], wurde die Notwendigkeit reaktiver Handlungen deutlich. Die Reaktionen basieren auf einer ständig wiederholten Bewegungsplanung, mit der ein bestimmter Zielpunkt auch in dynamischer Umgebung erreicht werden kann. Bei autonomen Fahrten muss dies auch in einer ungeordneten und unstrukturierten Umgebung gewährleistet sein, weshalb Hindernisse bzw. befahrbarer Untergrund in Echtzeit detektiert werden müssen. Seitdem wird die Kollisionsvermeidung neben der vorgelagerten Wegplanung zur Navigation für die autonome Bewegungsplanung berücksichtigt.

In [Miura 1999, Chakravarthy 1998, Minguez 2002] wird die Bewegungsplanung eines autonomen Roboters vorgestellt. Eine explizite Berücksichtigung der Unsicherheiten in der Messung wird bereits in [Niehaus 1991, Kyriakopoulos 1992, Jörg 1995] für die Entschei-

dung über die zu fahrende Trajektorie vorgeschlagen. Bei der Trajektorienplanung in einer unbekanntem Umgebung müssen statische und dynamische Objekte berücksichtigt werden. Die Berücksichtigung von dynamischen Objekten in der Bewegungsplanung führt zu großen Unsicherheiten, da die weitere Bewegung eines dynamischen Objektes nicht bekannt ist. Um diese Unsicherheiten handhabbar zu machen, werden in [Miura 1999] diese mit zwei Charakteristika für die Bewegungsprädiktion näher spezifiziert. Zum einen wird die Bewegungsprädiktion mit fortlaufender Zeit besser, da über einen kürzeren Zeithorizont bis zu einem potentiellen Kollisionspunkt prädiziert werden muss. Zum anderen ist die Wahrscheinlichkeit für die Richtungen, in die sich das Objekt bewegen kann, nicht gleichverteilt. Dies würde der Annahme einer zielgerichteten Bewegung des Objektes widersprechen und hätte eine sehr ineffiziente Wegplanung zur Folge. Der Autor leitet aus den Charakteristika ab, dass ab einem bestimmten Zeitpunkt eine Entscheidung über die Wegplanung mit einer gewissen Güte getroffen werden kann.

Die Entscheidung, welcher Weg einzuschlagen ist, wird über den minimalen Zeitaufwand getroffen. Die benötigte Zeit setzt sich zusammen aus dem Anteil der Zeit, um sich zum Zielpunkt zu bewegen, und der Wartezeit, um eine Kollision mit anderen dynamischen Objekten zu vermeiden. Der Planer berechnet die erste Zeit über mögliche Pfade, die zum Zielort führen und berücksichtigt hierbei nur die statischen Objekte. Die zu berücksichtigende Unsicherheit entsteht hierbei in der Bestimmung der Eigengeschwindigkeit, die in der Folge zu einer normalverteilten Wahrscheinlichkeitsdichte in der Positionsangabe führt. Für die zweite Zeitangabe, die Wartezeit, werden zunächst die möglichen Kollisionspunkte mit dem gleichen Unsicherheitsmodell für die Ankunftszeit des Objektes bestimmt. Die Erfassung des Objektes erfolgt mit einem Stereo-Video-System, die Fehlermodellierung wird u.a. in [Miura 1997] vorgestellt. Als Messunsicherheiten werden dort die Positions- und Geschwindigkeitsbestimmung aufgeführt. Die wahrscheinlichsten Kollisionspunkte werden mit den zusätzlichen Unsicherheiten versehen. Hier kann gezeigt werden, dass die Prädiktionsunsicherheiten abnehmen, je näher sich der Roboter am Kollisionspunkt befindet. Aus den vorliegenden Wahrscheinlichkeitsverteilungen der Objektbewegung wird prädiziert, ob eine Wartezeit eingeplant werden muss. Die prädizierte Wartezeit wird errechnet mit Hilfe des Integrals der Wahrscheinlichkeitsverteilung der Ankunftszeit des Objektes am Kollisionspunkt. Die Entscheidung wird zu Gunsten desjenigen Pfades getroffen, der die kürzeste Reisezeit erwarten lässt.

Autonomes Fahren

Um einen Einblick in die Methodik der Entscheidungsfindung beim autonomen Fahren zu geben, wird ein Entscheidungsverfahren vorgestellt, das bei einem Wüstenrennen mit autonomen Fahrzeugen eingesetzt wurde. Die *Grand Challenge* war ein 2005 ausgetragenes

Wüstenrennen, in dem Fahrzeuge ohne menschliche Hilfe in maximal 10 Stunden 211 km weit durch die Wüste navigierten [Thrun 2006b]. Die anzufahrenden Wegpunkte waren auf der Wüstenstraße per GPS gegeben und die Roboter-Fahrzeuge mussten in möglichst kurzer Zeit das Ziel erreichen. Neben der Navigation war die Kollisionsvermeidung bzw. Befahrbarkeitsanalyse des Untergrundes eine der Hauptaufgaben.

Eine Problematik bei der Fahrt durch die Wüste ist die Unterscheidung von befahrbarer und nicht befahrbarer Fläche in unstrukturierter Umgebung und damit die Entscheidung, ob eine bestimmte Stelle vor dem Fahrzeug frei und damit überfahrbar oder von einem Hindernis belegt ist. Die Umfeldmessung wird während der Fahrt des Fahrzeugs vorgenommen. In [Thrun 2006a] wird eine zweidimensionale Umfeldkarte erstellt, die in ein Belegungsgrid mit einzelnen Zellen unterteilt wird. Aufgrund der schnellen Fahrt entstehen Messfehler, die auch mit Hilfe sehr genauer Bewegungsmessung nicht kompensiert werden können und daher als Messrauschen berücksichtigt werden müssen. Der Entscheidungsalgorithmus basiert daher auf einem probabilistischen Modell für die Unsicherheiten in der Datenerfassung und trifft mit Hilfe eines statistischen Tests eine Aussage über die Belegtheit der einzelnen Zellen.

Die Belegtheit einer Zelle wird geprüft über den Höhenunterschied zweier benachbarter Punkte innerhalb der Zelle. Überschreitet die Differenz in der Höhenmessung eine gewisse Schwelle, wird die Zelle als belegt markiert. Aufgrund der Unsicherheiten in der Höhenmessung durch die Nick- und Wankbewegung des Fahrzeugs liefert eine deterministische Aussage über die Belegtheit nur unbefriedigende Ergebnisse. Der Fehler in der Höhenmessung wird daher mit einem Markov-Modell erster Ordnung angenähert, das den Fehler in der Drift der Lagebestimmung über der Zeit als stochastischen Prozess modelliert. Dies legt die Verwendung eines statistischen Tests⁷ zur Entscheidungsfindung nahe. Der Test überprüft, ob die Hypothese „Zelle ist belegt“ angenommen werden kann, wenn

$$P(|z_{ki} - z_{mj}| > \delta) > \pi$$

gilt. Dabei sind z_{ki} und z_{mj} Punktmessungen in einem Grid in den Zellen (k, i) und (m, j) , δ ist die Mindesthöhe für ein nicht überfahrbares Hindernis und π ist die Irrtumswahrscheinlichkeit. Die unbekannt Variablen des Markov-Modells, sowie δ und π werden dem System mit Hilfe von Praxis-Fahrten antrainiert. Es wird gezeigt, dass die Performance der Entscheidungsfindung mit Hilfe des probabilistischen Verfahrens um ein Vielfaches verbessert werden kann, sofern die Unsicherheiten adäquat modelliert werden können und die Auswertung der Wahrscheinlichkeiten nicht zu rechenintensiv für den laufenden Betrieb im Fahrzeug ist. Der Einsatz probabilistischer Methoden in der

⁷Hypothesentest

Umfeldwahrnehmung für autonome Systeme wird in [Stiller 2008, Lulcheva 2008] näher beleuchtet.

In den vorgestellten Artikeln wurde gezeigt, dass durch die explizite Berücksichtigung der Bewegungsunsicherheit und der Messunsicherheit mit probabilistischen Modellen die Unsicherheit in der Entscheidung verringert werden kann. Damit kann ein Gütemaß berechnet werden, das unter anderem von der Güte der Messunsicherheiten abhängt. Das Gütemaß wird als Entscheidungssicherheit verwendet, um die Unsicherheiten im Entscheidungsprozess quantitativ zu erfassen.

2.2.4 Bewertung und Ableitung von Randbedingungen

In diesem Kapitel wurden unterschiedliche Entscheidungsverfahren vorgestellt, die abhängig vom Automatisierungsgrad der einzelnen Funktionen aufgeteilt waren, siehe Abbildung 2.5.

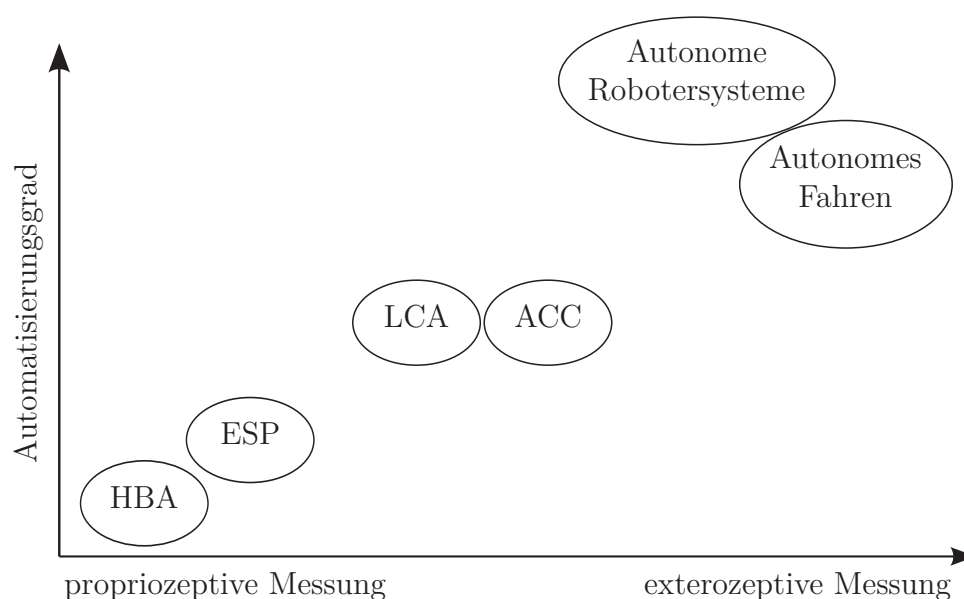


Abbildung 2.5: Einteilung der Systeme auf Basis der vorgestellten Entscheidungsprobleme in Automatisierungsgrad und Anteil der propriozeptiven und exterozeptiven Messwerte.

Sie zeigen die unterschiedlichen Anforderungen auf, die ein Assistenzsystem abhängig von der gewünschten Funktionalität erfüllen muss. Die Verfahren werden im Folgenden unter Berücksichtigung der in Kapitel 1.3 gestellten Ziele bewertet.

Die Funktionen, die alleine mit propriozeptiven Messwerten arbeiten, bestimmen die Entscheidungen rein deterministisch. In den vorgestellten Systemen wird die Entscheidungsfindung meist mit Hilfe einer einzigen Größe getroffen, wobei geprüft wird, ob und wann ein situationsabhängiger Schwellwert überschritten wird. Voraussetzung für einen Ein-

griff der Entscheidungsfunktion ist allerdings, dass zuvor eine bestimmte Situation eintritt oder eine bestimmte Fahrerreaktion stattfindet. Diese Ereignisse werden mit Hilfe mehrerer Mess- bzw. Rechengrößen klassifiziert. Da der Eingriff z.B. des ESP sicherheitskritisch für das Fahrverhalten ist, werden verlässliche Messdaten der Drehratensensoren und Beschleunigungssensoren benötigt. Der Vorteil für die Funktionalität liegt darin, dass keine exterozeptiven Messgrößen und keine Prädiktionsmodelle verwendet werden müssen. Außerdem werden die Messgrößen mit Hilfe von weiteren zum Teil geschätzten Größen plausibilisiert. Daher wird die Entscheidung auf Basis von Messwerten getroffen, die ein ausreichend hohes Gütemaß aufweisen. Die Messunsicherheiten werden zumeist nicht explizit in der Entscheidungsfindung berücksichtigt. Die Komplexität der Entscheidungsfindung liegt in der eindeutigen Erkennung der Fahrsituation und der daraus folgenden Adaption der Schwellwerte für die Auslösung.

Die vorgestellten Systeme, die mit exterozeptiven Messwerten arbeiten, treffen die Entscheidung grundsätzlich unter Berücksichtigung vorliegender Unsicherheiten. Mit Hilfe von rein deterministischen Größen lassen sich die Uneindeutigkeiten nicht abbilden, da die Güte der verwendeten Werte nicht immer für eine verlässliche Entscheidung ausreicht. Die Fehler durch Mess- und Prädiktionsunsicherheiten haben einen großen Einfluss auf die Sicherheit der Entscheidung. Eine grundsätzliche Untersuchung dazu wurde von [Zheng 2003] vorgenommen. Hier werden für ein Frontalkollisionswarnsystem die Folgen von Messfehlern auf dessen Performance untersucht. Im Speziellen wird der Zusammenhang zwischen verschiedenen Messvarianzen und unterschiedlichen Berechnungsverfahren für die Warnzeitpunkte gesucht. Die Genauigkeit der Sensorik wird als wichtiger Faktor für die Entscheidungssicherheit ausgewiesen. In [Niehaus 1991, Hillenbrand 2006] werden Schwellwerte für die Güte der Messgrößen festgelegt, um die Entscheidungsfindung nicht zu verfälschen.

Die für eine Notbrems- und Ausweichassistentenfunktion benötigten Größen können weitestgehend aus der Umfeldsensorik bestimmt und gegebenenfalls geschätzt werden. Was unbekannt bzw. nur schlecht abschätzbar bleibt, ist die Prädiktion des Verhaltens des Fahrers sowie des Objektes⁸, bis es letztendlich zu einer unvermeidlichen Unfallsituation kommt [Reinisch 2010], oder die Abschätzung des Reibwertes zwischen Reifen und Straße, mit dem die Brems- und Ausweichmanöver geplant werden. Für die sichere Planung eines Notausweichmanövers ist es deshalb wichtig, eine Entscheidung nur dann zu treffen, wenn die Unsicherheiten in der Entscheidungsfindung berücksichtigt werden.

Für autonome Systeme muss die Entscheidungsfunktion weitere Unsicherheiten berücksichtigen. Hier wird häufig der Einfluss der Unsicherheiten explizit probabilistisch modelliert und das Entscheidungsverfahren wird daran ausgerichtet. Für das Beispiel des auto-

⁸Wenn sich die Fahrzeug-Fahrzeug-Kommunikation in Straßenverkehr etabliert, kann eine kooperative Wegplanung erfolgen [Wang 2011]

nomen Fahrzeugs wurde ein Hypothesentest verwendet, um die Irrtumswahrscheinlichkeit der Entscheidung zu begrenzen. Des Weiteren wurde auf die Notwendigkeit der Berücksichtigung von Unsicherheiten aufmerksam gemacht. Im Falle des autonomen Roboters wird die Entscheidung ebenfalls unter Zuhilfenahme einer probabilistischen Modellierung getroffen, mit der u.a. ein wahrscheinlichkeitsgewichtetes Zeitmaß berechnet wird. Damit wird die Güte der Entscheidungsfunktion angegeben und überwacht.

Die Kenntnis der Güte der Entscheidung für das autonome Notbrems- und Ausweichsystem kann dazu verwendet werden, den Ansprüchen an die Verlässlichkeit der Funktionsentscheidung gerecht zu werden. Daher muss eine Entscheidungssicherheit angegeben werden können, die auf den systemimmanenten Unsicherheiten beruht. Die Kenntnis über die Güte der Entscheidung ermöglicht es, unsichere Entscheidungen zu vermeiden. Für einen autonomen Brems- und Ausweichassistenten kann gefordert werden, dass bspw. eine besonders kritische Ausweichentscheidung der Funktion nur berücksichtigt wird, wenn die Unsicherheiten und damit die Entscheidungsgüte verlässlich genug abgeschätzt werden können und entsprechend klein sind. Diese Unsicherheiten werden in einem probabilistischen Modell abgebildet und daraus mögliche Fehler in der Entscheidung abgeleitet. Die Erstellung eines statistischen Fehlermodells für die zeitliche Eingriffsentscheidung auf Basis von Mess- und Prädiktionsunsicherheiten stellt den gewünschten Zusammenhang her und ermöglicht die probabilistische Behandlung der Eingriffsentscheidung. Dies bildet den maßgeblichen Betrag der vorliegenden Arbeit.

2.3 Zusammenfassung

Das vorliegende Kapitel gibt einen Überblick über den Stand der Technik von Notbrems- und Ausweichsystemen sowie von Entscheidungsverfahren im Automobil. Im Speziellen wurde die Entscheidungsfindung der Notbrems- und Ausweichsysteme beleuchtet, sowie die generelle Umsetzung von sicherheitsrelevanten Entscheidungsverfahren, die nach ihrem Grad der Automatisierung der Funktion gekoppelt mit der Güte der Messwerte aufgeführt wurden. Des Weiteren wurden aus den Umsetzungen der Systeme die Randbedingungen für diese Arbeit abgeleitet, um die in Kapitel 1.3 gestellten Ziele zu erfüllen.

Es lassen sich folgende Lücken und Schwächen identifizieren, die in den betrachteten Ansätzen für autonome Notbrems- und Ausweichsysteme existieren:

- Es werden in den einzelnen Arbeiten nur vereinzelt Unsicherheiten vorgestellt, die die Systementscheidung beeinflussen. Jedoch sind die Auswirkungen von Mess- und Prädiktionsfehlern nicht zu vernachlässigen, da sie die Unfallfolgen bzw. die Fehl- auslöserate der Funktion erheblich beeinflussen.

- Die Fehler aufgrund von nicht modellierten Unsicherheiten oder fehlerhaften Messwerten bzw. prädizierten Werten werden nicht quantitativ miteinander verglichen. Insbesondere die maximal möglichen lateralen und longitudinalen Beschleunigungen werden als durchweg optimal angenommen. Ein Vergleich ist nur in einer Simulationsumgebung möglich, in der alle betreffenden Unsicherheiten modelliert werden. Damit kann ein Aufschluss über die Relevanz der einzelnen Unsicherheiten erlangt werden.
- Die Unsicherheiten werden nicht explizit bei der Entscheidungsfindung berücksichtigt. Die Modellierung von Unsicherheiten für Notbrems- und Ausweichsysteme wird ausgelassen und damit die Möglichkeit, die Entscheidungsfindung zu verbessern. Eine Bewertung der Entscheidungsgüte sowie eine Korrektur aufgrund von Annahmen über die Unsicherheiten können dazu beitragen, die Entscheidungsfehler zu verringern.
- Bisher werden die möglichen Unfallfolgen in der Entscheidungsfindung nicht berücksichtigt, obwohl diese die Hauptursache für das erwünschte reaktive Verhalten darstellen. Eine Modellierung der Unfallfolgen ermöglicht es zum einen, ein aussagekräftiges Bewertungsmaß für die zeitliche Eingriffsentscheidung zu generieren, und zum anderen stellt es eine zusätzliche Entscheidungsgrundlage dar.

Die identifizierten Lücken werden in der vorliegenden Arbeit analysiert, wobei Lösungsansätze in Form eines statistischen Fehlermodells vorgestellt und bewertet werden sollen. In den folgenden Kapiteln wird ein Überblick über die Modellierung des Systems und den Aufbau der Simulationsumgebung gegeben, mit der die Einflüsse der Unsicherheiten untersucht werden und das Fehlermodell erstellt wird.

3 Entwurf eines Kollisionsvermeidungssystems

Im Folgenden wird ein Kollisionsvermeidungssystem vorgestellt, das einen Auffahrunfall auf ein vorausfahrendes Fahrzeug vermeiden soll. Hierzu werden ein Brems- und ein Ausweichmanöver sowie der jeweils zugehörige letztmögliche Eingriffszeitpunkt geplant. Dabei soll das System die in Abschnitt 2.3 identifizierten Lücken bestehender autonomer Notbrems- und Ausweichsysteme füllen, um die gesteckten Ziele zur methodischen Erweiterung der Eingriffsentscheidung nach Kapitel 1.3 zu erreichen. Der Fokus der Systemmodellierung liegt auf der zeitlichen Entscheidungsfindung unter Berücksichtigung von Unsicherheiten, denen ein im Straßenverkehr einsetzbares Fahrzeugsystem für Notbrems- und Ausweichmanöver unterliegt. Die benötigten Systemkomponenten werden jeweils einzeln vorgestellt und ihre Funktionsweise erläutert. Die Modellierung richtet sich nach den Vorgaben aus den Randbedingungen des vorigen Kapitels. Die Systemkomponenten Sensorik und Sensordatenfusion entsprechen dem Stand der Technik. Die Trajektorienplanung, die Prädiktion und das Entscheidungsverfahren sind dahingehend weiterentwickelt, den Einfluss von Unsicherheiten sichtbar zu machen und gering zu halten. Die Komponenten bilden damit die Grundlage für eine weitere Betrachtung der Unsicherheiten in der Eingriffsentscheidung. In den Systemkomponenten werden des Weiteren die potentiellen Fehlerquellen aufgeführt, die im weiteren Verlauf zu einer Entscheidungsunsicherheit führen.

Kapitel 3.1 gibt zunächst einen Überblick über die Systemarchitektur. Darauffolgend werden die einzelnen Systemkomponenten, wie z.B. Sensorik, Prädiktionsverfahren und Entscheidungsverfahren, sowie die darin enthaltenen potentiellen Fehlerquellen aufgrund von Unsicherheiten vorgestellt.

3.1 Überblick über die Systemarchitektur

Die im Stand der Technik in 2.1 vorgestellten Kollisionsvermeidungssysteme besitzen neben den Komponenten für die Umfelderkennung und die Ansteuerung der Aktorik eine Recheneinheit, die für die Entscheidungsfindung zuständig ist. Eine Übersicht ist in Ab-

bildung 3.1 gegeben. Die vorgestellte Systemarchitektur basiert im Wesentlichen auf den Gemeinsamkeiten der vorgestellten Systeme aus Kapitel 2.1.3.

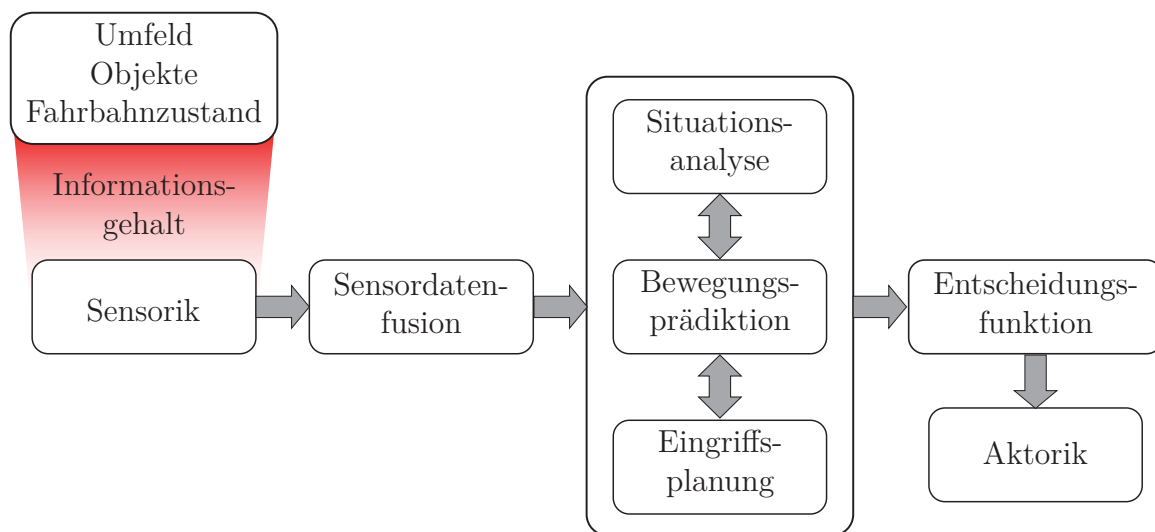


Abbildung 3.1: Systemarchitektur in der Übersicht.

Die Sensorik hat zum einen die Aufgabe, im Umfeld kollisionsrelevante Objekte wie einen PKW oder einen LKW zu erkennen und deren Bewegung zu messen. Zum anderen ist für die korrekte Planung eines Eingriffes die Kenntnis von Umfeldparametern wie zum Beispiel der Straßensteigung oder des Reibwertes zwischen Straße und Reifen nötig. Neben den Messdaten aus den exterozeptiven Sensoren wird für die Eingriffsplanung weiterhin mit Hilfe der propriozeptiven Sensoren der Zustand der Eigenbewegung des Fahrzeuges erfasst.

In der Sensordatenfusion werden die Daten von unterschiedlichen Sensoren kombiniert und mit Hilfe von Tracking-Verfahren weitere, nicht messbare Zustände wie z.B. die Objektbeschleunigung geschätzt. Mit Hilfe der Bewegungsprädiktion wird die erwartete zukünftige Relativbewegung über einen kurzen Zeithorizont vorausberechnet.

In der Komponente für die Situationsanalyse wird die Konstellation des Umfeldes, der Umfeldobjekte und des eigenen Fahrzeugs auf gewisse Eigenschaften, wie z.B. eine Annäherung auf ein in der gleichen Spur vorausfahrendes Fahrzeug, geprüft. In der vorliegenden Arbeit werden Situationen betrachtet, in denen ein Auffahrunfall auf den Vordermann droht.

Unter Berücksichtigung der Umfeldparameter und der prädizierten Fahrzeugbewegungen bestimmt die Eingriffsplanung einen Ausweichweg und ein Bremsmanöver, die den drohenden Unfall im letzten Augenblick vermeiden.

Die Entscheidungskomponente beschließt die Zeitpunkte, die von der Art des Eingriffes abhängen, an dem ein drohender Unfall spätestens möglich und dennoch rechtzeitig vermieden werden kann. Hierzu müssen generell zwei Arten von Entscheidungen getroffen

werden. Zunächst muss zwischen „Bremsen“, „Ausweichen“ oder „keine Aktion“ entschieden werden. Die Entscheidung für eine dieser Aktionen steht in einer gegenseitigen Abhängigkeit mit der zeitlichen Eingriffsentscheidung.

Das Entscheidungsverfahren trifft die Eingriffsentscheidung zunächst auf Basis der gemessenen und prädierten deterministischen Größen, d.h. es wird ein konkreter Aktionszeitpunkt festgelegt. Hierbei werden bislang keine Unsicherheiten berücksichtigt.

Die Berücksichtigung der Unsicherheiten, wie im weiteren Verlauf dieser Arbeit in Kapitel 6 und 7 vorgestellt, findet in der Komponente zur Entscheidungsfindung statt. Hierzu werden die Systemabhängigkeiten in Kapitel 5 dahingehend untersucht, welche Auswirkungen die verschiedenen Unsicherheiten in den Systemkomponenten auf die Entscheidungsgüte haben.

Die Entscheidungsfindung kann mit einem probabilistischen Modell verbessert werden, das die Unsicherheiten berücksichtigt, abhängig davon, mit welchem Gütemaß die jeweiligen Mess- und Prädiktionsgrößen versehen sind.

Die Güte der Entscheidung wird nach Kapitel 2.1.4 beeinflusst von einer Vielzahl von Unsicherheiten in allen Komponenten der Systemarchitektur. Die Messgrößen sind nicht fehlerfrei, wie z.B. die Entfernung zwischen Objekt und Eigenfahrzeug [Jansson 2008, Lages 2001, Zheng 2003]. Für die nicht messbaren kinematischen Größen muss in der Sensordatenfusion auf Basis eines Modells ein geschätzter Wert angenommen werden, was unter anderem bei der Objektbeschleunigung der Fall ist. In der Bewegungsprädiktion entstehen Fehler aufgrund des nicht exakt vorhersagbaren Fahrerhaltens, siehe hierzu auch [Hillenbrand 2007, Chen 2009, Berndt 2008]. Die Trajektorienplanung wird insbesondere von den maximalen Beschleunigungsmöglichkeiten des Eigenfahrzeugs beeinflusst, die wiederum abhängig sind vom maximalen Reibwert zwischen Straße und Reifen [Schorn 2009, Weber 2004, Bian 2010]. Bei der Berechnung der TTR werden alle Größen direkt oder indirekt berücksichtigt. Deshalb eignet sich die TTR, um die Korrektheit der zeitlichen Eingriffsentscheidung für das Brems- und Ausweichmanöver zu überprüfen.

3.2 Sensorik und Umfelderfassung

Ein Notbrems- und Ausweichsystem braucht umfassende Kenntnis über das vorausliegende Umfeld und darin befindliche Objekte. Im Folgenden werden die Sensoren und Verfahren zum Messen und Schätzen von Objekt- und Fahrbahndaten vorgestellt, die maßgeblichen Einfluss auf die Planung eines unfallvermeidenden Manövers haben. Neben der Kenntnis über die kinematische Situationsbeschreibung ist die Beschaffenheit der

Straße bezüglich Oberflächenzustand¹ und Steigung entscheidend. Das Hauptaugenmerk liegt auf den exterozeptiv gemessenen Größen. Auf fahrzeuginterne, propriozeptive Größen wie Egogeschwindigkeit, Längsbeschleunigung oder Lenkwinkel wird aufgrund ihrer im Vergleich zu anderen Werten hohen Messgüte² nicht näher eingegangen.

3.2.1 Objektmessung

Die Sensorik, die zum Erfassen der Umfeldobjekte in der Fahrerassistenz verwendet wird, basiert je nach Einsatzgebiet auf unterschiedlichen Messverfahren. Weit verbreitete Technologien sind unter anderem Radar³, Lidar⁴, Kameras und Ultraschallsensoren. Im Folgenden werden die besonderen Eigenschaften dieser Sensoren und ihr Einsatzgebiet in der Fahrerassistenz kurz vorgestellt. Im Anschluss wird die für diese Arbeit geeignete Sensor-Kombination vorgestellt und deren Messunsicherheiten beschrieben. Ein tieferer Überblick in das Gebiet der Umfeldsensoren kann unter anderem [Maurer 2005, Winner 2009d, Siciliano 2008, Kämpchen 2007] entnommen werden.

Radar-Sensoren verwenden elektromagnetische Funkwellen, um Objekte zu detektieren und zu orten. Die radiale Entfernung zum Objekt wird über eine Laufzeitmessung der Impulse (*PW-Radar*) oder Wellen (*CW-Radar*) bestimmt. Die Relativgeschwindigkeit zwischen Eigenfahrzeug und Objekt kann unter Verwendung des Doppler-Effekts gemessen werden. Der Winkel zur Bestimmung des Querabstandes zwischen den beiden Fahrzeugen kann abhängig vom verwendeten Radar-Sensor nur bedingt genau bestimmt werden. Die Sensoren können grob nach dem verwendeten Frequenzbereich (24 GHz üblich für *Short-Range* und 77 GHz üblich für *Long-Range*), der verwendeten Antenne (Einstrahl-/Mehrstrahl-Antennen, mechanischer Scanner, elektronisch scannendes Array) oder nach der Wellenform (Impulse, frequenzmodulierte Wellen) unterteilt werden. Radar-Sensoren zeichnen sich insbesondere durch ihre Unabhängigkeit von den vorherrschenden Wetterbedingungen wie Schneefall oder Regen sowie ihre sehr hohe Reichweite aus. Daher werden Radar-Sensoren u.a. für die Assistenzfunktionen ACC [Limbacher 2010] eingesetzt, die bei hohen Geschwindigkeiten eine Objekterkennung in möglichst großer Entfernung erfordert. Als Schwäche dieser Sensoren kann die Winkelauflösung und damit die Querbewegungsmessung genannt werden. In Mittel- und Oberklassefahrzeugen werden bereits seit Jahren Radar-Sensoren für Fahrsicherheits- und Komfortfunktionen verwendet. In Zukunft ist diese Sensorik auch in der Kompaktklasse zu erwarten.

Lidar-Sensoren verwenden Laserstrahlen zur Entfernungsmessung. Hierbei wird ebenfalls das Prinzip der Laufzeitmessung verwendet. Eine Winkelmessung kann mit mehreren

¹Reibwert

²Ein Vergleich findet sich z.B. in [Zheng 2003]

³Radio Detection And Ranging

⁴LIght Detection And Ranging

Strahlen oder mit einem scannenden Verfahren durchgeführt werden. Hierfür werden die Strahlen entweder über einen bewegten Spiegel geführt oder die Sende- und Empfangseinheit selbst rotiert. Im Gegensatz zum Radar kann ein Laserscanner nach dem heutigen Stand der Technik auch die Kontur des Objektes extrahieren und erkennen [Haja 2010, Velupillai 2009]. Aufgrund ihrer Möglichkeit, eine hohe Genauigkeit in der Entfernung- und Winkelmessung zu erreichen, werden die Laser-Scanner in Projekten zum autonomen Fahren für die Erstellung der Umfeldkarte eingesetzt [Montemerlo 2008, Kammel 2008]. Diese Sensoren sind allerdings durch ihre hohen Kosten (noch) nicht für einen Einsatz in Serienfahrzeugen geeignet. Eine Ausführung als Ein- oder Mehrstrahl-Laser ist deutlich kostengünstiger und reicht dafür aus, einfache Notbremsungen im langsamen Geschwindigkeitsbereich durchzuführen⁵. Im hohen Geschwindigkeitsbereich erweist sich die fehlende Geschwindigkeitsmessung bei bewegten Objekten als Nachteil.

Kamera-Sensoren erfassen üblicherweise das sichtbare Licht oder Infrarot-Licht⁶. Die Sensoren für das sichtbare Licht werden mit CCD- oder CMOS-Technologie ausgestattet. Für jeden Bildpunkt wird ein Grauwert⁷ errechnet, der bei Mono-Kameras mit Hilfe von *Pattern-Matching*⁸ und dem 2D-Texturabbild Rückschlüsse auf ein Objekt zulässt. Unter Berücksichtigung des optischen Flusses⁹ können außerdem modellabhängige Zustandsgrößen wie Entfernung oder Geschwindigkeit geschätzt werden. Werden zwei Kameras, die nebeneinander mit einem festen Abstand (Basisabstand) befestigt sind, eingesetzt, spricht man von Stereo-Video-Sensorik. Über die Verschiebung, bzw. den Versatz eines Objektes in den beiden Kamerabildern (*Disparitätsanalyse*) und dem Kameramodell bestehend aus Linse, Pixelgrößen und Kameraanordnung kann eine Tiefeninformation, also der longitudinale Abstand, berechnet werden. Damit werden 3D-Flächenmodelle von der Umgebung erstellt. Kamera-Sensoren werden aufgrund ihrer sehr guten Objekterkennungseigenschaften für den aktiven Fußgängerschutz eingesetzt. Über den Grauwert im Bild können sehr gut Fahrspurmarkierungen erkannt werden, weshalb diese Sensoren auch in Systemen für die Spurführung bzw. Spurverlassenswarnung [Bosch 2007] eingesetzt werden. Die Nachteile dieser Technologie sind der hohe Rechenaufwand für die Auswertung der Farbwerte eines jeden einzelnen Pixels für die Objekterkennung oder die Disparitätsanalyse sowie die vergleichsweise schlechte Wetterrobustheit. Kamera-Sensoren haben ein großes Entwicklungspotential, da die Rechenleistung der Steuergeräte stetig ansteigt und die Produktionskosten fallen. Daher ist zu erwarten, dass dieses Sensor-System, das in der Mono-Video-Ausführung bereits ab der Kompaktklasse aufwärts angeboten wird, in den

⁵unter anderem im Kleinstwagensegment

⁶Infrarot-Sensoren werden in der Fahrerassistenz insbesondere dazu verwendet, in der Nacht Menschen oder Tiere auf der Fahrbahn zu detektieren

⁷Farbkameras werden in Serienfahrzeugen bisher nicht eingesetzt

⁸Suche eines vorgegebenen Musters im Bild

⁹Geschwindigkeitsvektoren sichtbarer Objekte im Bild

kommenden Jahren sowohl in der Oberklasse als auch zunehmend in niedrigeren Fahrzeugsegmenten verfügbar sein wird.

Ultraschall-Sensoren arbeiten mit Schallwellen oberhalb des menschlichen Hörfrequenzbereichs ab 16 KHz. Zur Erzeugung der Schallwellen wird eine Membran, bzw. ein Piezo-Element zum Schwingen angeregt. Das gleiche Element kann auch zum Empfangen verwendet werden. Ultraschall-Sensoren sind die günstigsten Sensoren, mit denen Einpark-Assistenzsysteme, wie z.B. Einparkhilfe mit Abstandswarnung oder Park-Lenk-Systeme, gut realisierbar sind (und daher in allen Fahrzeugsegmenten verfügbar). Der Nachteil der Ultraschall-Sensoren ist ihre sehr kurze Reichweite.

Die Eigenschaften der vorgestellten Sensoren sind in Tabelle 3.1 zusammengefasst.

Sensortyp	Messdaten	Objektbeschreibung	Maxim. Reichweite	Horizont. Winkelbereich	Wetterrobustheit
Radar	Entfernung, Geschwindigkeit, Winkel	Reflexpunkt	250 m	12° - 60°	sehr hoch
Laser-scanner	Entfernung, Winkel	Konturmodell	150 m	180° - 360°	mittel-hoch
Mono-Video	Grauwerte, RGB	2D-Textur	60 m - 120 m	20° - 50°	mittel
Stereo-Video	3D-Messwerte	3D-Flächenmodell	30 m - 60 m	20° - 50°	mittel
Ultraschall	Entfernung, Geschwindigkeit	Reflexpunkt	2 m - 5 m	180°	mittel-hoch

Tabelle 3.1: Vergleich der Sensortypen für Fahrerassistenzsysteme.

Für die vorliegende Arbeit wird ein Sensorsystem eingesetzt, das die Entfernung in Längs- und Querrichtung sowie die Relativgeschwindigkeit in Längs- und Querrichtung messen kann. Die Messung der Geschwindigkeit ermöglicht im weiteren Verlauf eine genauere Schätzung der Beschleunigungswerte, was nicht nur für Notbrems- und Notausweichsysteme eine wichtige Anforderung darstellt [Montemerlo 2008]. Dies kann z.B. mit einer

Radar-Video-Kombination erreicht werden. Die Radar-Sensoren werden vor allem für die longitudinale Messung eingesetzt und die Video-Sensoren für die Quermessung.

Die Sensorik stellt die Messwerte relativ zur Eigenbewegung des Fahrzeugs dar. Daher wird die Bewegung zwischen Eigenfahrzeug und Objektfahrzeug

$$\mathbf{X} = (s_x \ v_x \ s_y \ v_y)^T \quad (3.1)$$

mit s_x und s_y als gemessene relative longitudinale und laterale Entfernung und v_x und v_y als gemessene relative Längs- und Quergeschwindigkeit verwendet, wie in Abbildung 3.2 gezeigt.

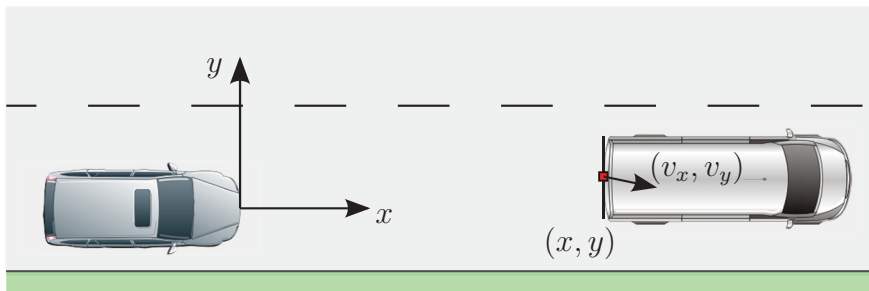


Abbildung 3.2: Messung des Objektzustandes mit Entfernung und Geschwindigkeit in einem fahrzeugfesten Koordinatensystem.

Die möglichen Unsicherheiten bei der Messung \mathbf{X}_m der Entfernung und der Geschwindigkeit werden als Offset auf die realen Werte und als Messrauschen modelliert, d.h.

$$\mathbf{X}_m = \mathbf{X} + \mathbf{X}_o + \mathbf{X}_n \quad (3.2)$$

mit dem tatsächlichen Wert \mathbf{X} , sowie den Offset-Werten \mathbf{X}_o und dem Messrauschen \mathbf{X}_n mit

$$\mathbf{X}_o = (s_{x,o} \ v_{x,o} \ s_{y,o} \ v_{y,o})^T, \quad (3.3)$$

$$\mathbf{X}_n = (s_{x,n} \ v_{x,n} \ s_{y,n} \ v_{y,n})^T. \quad (3.4)$$

Die Offset-Werte werden z.B. bei Radar-Systemen relevant, wenn sich der Radar-Reflexpunkt z.B. im Radkasten des vorausfahrenden LKW befindet, also nicht am hintersten Punkt des Objektes. Dies führt zu einem kurzzeitig auftretenden Offset-Effekt. Einen ähnlichen kurzzeitigen Effekt lösen Temperaturschwankungen im Sensor aus. Langzeiteffekte, die zu einem Offset-Effekt führen, sind die Alterung des Sensors oder eine Dejustage [Lucas 2008, Swoboda 2002, Freundt 2008]. Eine Abschätzung der Messgüte für die vorgestellten Messunsicherheiten wird im Kapitel 5 vorgenommen.

Eine weitere zu bestimmende Größe ist die Objektbreite. Sie kann z.B. mit optischen Sensoren bestimmt werden, indem die Kontur des Objektes aus dem Bild extrahiert und mit der Entfernung verrechnet wird. Die Breite für das benötigte Ausweichmanöver orientiert sich an der Breite des Objektes und an der Querablage der beiden Fahrzeuge zueinander. Die Unsicherheiten bei der Bestimmung der Fahrzeugbreite werden in dieser Arbeit vernachlässigt, indem für jedes Objekt die durchschnittliche Breite eines PKW von $b_{\text{PKW}} = 1,8 \text{ m}$ angenommen wird.

3.2.2 Reibwertschätzung

Ein Umfeldparameter, der die Planung des Brems- und Ausweichmanövers maßgeblich beeinflusst, ist nach [Schorn 2009, Weber 2004, Bian 2010, Maurer 2011a] der Reibwert zwischen Straße und Reifen. Ist der maximal verwendbare Reibwert, wie z.B. auf trockener, asphaltierter Straße, hoch, können höhere Reifenkräfte auf die Straße übertragen werden. Das führt zu höheren möglichen Beschleunigungswerten in Quer- und Längsrichtung. Überschreiten die Reifenkräfte das übertragbare Maximum, verliert der Reifen seine Haftung und kann damit der gewünschten Trajektorie in Quer- und Längsrichtung nicht mehr folgen.

Der Reibwert kann z.B. mit Hilfe einer Beschleunigungsmessung am Rad abgeschätzt werden. Aus der momentanen Beschleunigung kann direkt der momentan verwendete Reibwert abgeleitet werden, was aber nicht in allen Fahrsituationen das maximal mögliche Reibwertpotential liefert. Der aktuell verwendete Reibwert ist bei nicht beschleunigter Fahrt nahe Null, dagegen ist er maximal bei einer Vollbremsung an der Haftreibungsgrenze des Reifens oder bei schneller Kurvenfahrt kurz vor dem Ausbrechen des Fahrzeugs [Bosch 2007, Weber 2004].

Für die Trajektorienplanung wird der Verlauf des maximalen Reibwertes benötigt, der während der Ausführung des kompletten Notmanövers verwendbar ist. Dies macht eine prädiktive Reibwertschätzung auf Basis von Umfeldsensorik (exterozeptive Messung) nötig. Eine durchgängige verlässliche Abschätzung des Reibwertes ist problematisch und stellt eine technische Herausforderung dar, die unter anderem in [Mao 2007, Gnadler 2004] näher betrachtet wird.

Einen Haupteinflussfaktor für den Reibwert stellt der Fahrbahnzustand dar. Neben unterschiedlichen Fahrbahnbelägen, wie z.B. Asphalt oder Kopfsteinpflaster, ist die Oberflächenbeschaffenheit aufgrund der Witterungsbedingungen entscheidend. Die größten Reibwertunterschiede werden verursacht durch schnee- oder eisglatte, regennasse oder trockene Fahrbahnoberflächen. Ein vielversprechender Ansatz für die Bestimmung des Reibwertes [Bian 2010] versucht mit der Fusion von unterschiedlichen Sensoren das wahrscheinlichste Reibwertpotential abzuschätzen. Mit Hilfe von Temperatur- und Feuchtigkeitssensoren

sowie einem Videosensor, der die Farbe der Fahrbahnoberfläche erkennt, kann eine grobe Abschätzung getroffen werden. Desweiteren ist eine Datenkommunikation mit anderen Verkehrsteilnehmern oder der Infrastruktur möglich, um Wissen über den Reibwert zu erhalten.

Der Verlauf des Reibwertes ist für die korrekte Planung der Ausweichtrajektorie und der Bremstrajektorie erforderlich. Es wird davon ausgegangen, dass sich während des Manövers die Beschaffenheit der Fahrbahnoberfläche nicht ändert. Im Folgenden wird die Annahme getroffen, dass der Reibwert bei Beginn eines Notmanövers bis zum Ende des Manövers konstant bleibt.

Der aktuelle Reibwert μ beschränkt die maximal übertragbaren Reifenkräfte und damit die maximale Beschleunigung des Fahrzeuges in Längs- und Querrichtung a_{br} und a_{ev} nach dem Kammschen Kreis mit

$$a_{br}^2 + a_{ev}^2 \leq (g \mu)^2, \quad (3.5)$$

wobei g die Erdbeschleunigung ist [Schramm 2010, Schmidt 2005]. Die maximalen Beschleunigungswerte wirken sich auf die maximal mögliche Bremsverzögerung a_{br} und auf die maximal mögliche Querbeschleunigung a_{ev} aus, die als Grenzwerte für die Planung eines Bremseingriffes und eines Ausweicheingriffes verwendet werden.

3.2.3 Steigungsschätzung

Die Steigung der Straße beeinflusst die maximal mögliche Verzögerung des Fahrzeuges. Sie tritt im Gegensatz zur Querneigung der Straße, die die maximale Querbeschleunigung des Fahrzeugs beeinflusst, auch mit größeren Winkeln von bis zu 20° auf und ist daher bei der Unsicherheitsbetrachtung zu berücksichtigen. Die aktuelle Steigung kann mit Hilfe der Beschleunigungssensoren im Fahrzeug grob bestimmt werden. Es wird die Annahme getroffen, dass die aktuell gemessene Steigung während des gesamten Manövers konstant bleibt.

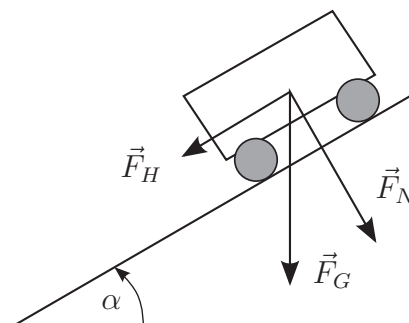


Abbildung 3.3: Schiefe Ebene mit Gewichtskraft \vec{F}_G , Normalkraft \vec{F}_N und Hangabtriebskraft \vec{F}_H .

Bei Betrachtung der schiefen Ebene in Abbildung 3.3 findet man die durch die Hangabtriebskraft \vec{F}_H hervorgerufene zusätzliche Beschleunigung

$$a_{ha} = g \sin \alpha \quad (3.6)$$

und damit für die maximale Bremsbeschleunigung

$$a_{br} \leq a_{x,max} + a_{ha}, \quad (3.7)$$

wobei α den Steigungswinkel angibt bei $\alpha > 0^\circ$ für eine Bergauffahrt.

Die Straßensteigung wird üblicherweise in Prozent angegeben und beschreibt den Quotienten aus der Änderung der Höhe über einer Länge von 100 m in waagrechter Richtung. Die Straßensteigung γ kann mittels $\alpha = \arctan \gamma$ in den Steigungswinkel umgerechnet werden.

3.3 Sensordatenfusion

Die Sensordatenfusion (SDF) erfasst die Daten der vorhandenen Sensoren und fusioniert diese. Durch die Kombination mehrerer Sensoren oder Sensorkonzepte kann das Umfeld detaillierter erfasst werden. Die Datenfusion kann einen Tracking-Algorithmus, also die Verfolgung und Filterung der Objektbewegung, enthalten. Das Tracking-Verfahren kann mit einem oder mehreren Bewegungsmodellen durchgeführt werden. Zusätzlich werden nicht messbare Objektzustände, wie z.B. die Beschleunigung, abhängig von den eingesetzten Bewegungsmodellen mit unterschiedlicher Güte geschätzt.

3.3.1 Datenfusion

Um den Anforderungen moderner Fahrerassistenzsysteme an die Umfelderkennung gerecht zu werden, können mehrere Sensoren kombiniert werden zu einem Multi-Sensor-System [Darms 2007, Kämpchen 2007, Hillenbrand 2006, Munz 2009]. Die Daten der einzelnen Sensoren werden an eine Fusionskomponente weitergeleitet. Die Ziele der Datenfusion sind die Verbesserung von Genauigkeit, Objektklassifikation, Robustheit bei verschiedenen Umweltbedingungen und die Erhöhung des Detailgrades der Objektrepräsentation im Umfeld. Des Weiteren kann der von den Sensoren erfasste Bereich vergrößert oder bei gleicher Ausrichtung am Fahrzeug eine Messredundanz erreicht werden.

Die Komponente der Sensordatenfusion ist üblicherweise [Kämpchen 2007] wie folgt aufgebaut. Zunächst werden die Daten in ein der SDF eigenes Koordinatensystem transformiert, um die unterschiedlichen Einbauorte der Sensoren zu kompensieren. Dazu gehört

auch die zeitliche Synchronisation der Daten, da die Sensoren die Messwerte meist zu unterschiedlichen Zeiten oder mit unterschiedlicher Zykluszeit bereitstellen. Die Zykluszeit der SDF muss sich nicht notwendigerweise nach der des „langsamsten Sensors“ richten. Je nach Alter der einzelnen Messwerte können einzelne Werte auch extrapoliert werden, um eine bessere Genauigkeit bei hohem Zeitverzug zu erreichen. Abhängig von der gewählten Fusionsebene werden die Messdaten ohne Vorverarbeitung fusioniert (*low-level fusion*) oder erst nach einer Vorverarbeitung mit einem Zustandsfilter (*high-level fusion*). Die *high-level fusion* nach Abbildung 3.4 verringert die benötigte Bandbreite für die Datenübertragung und vereinfacht die folgende Datenassoziation.

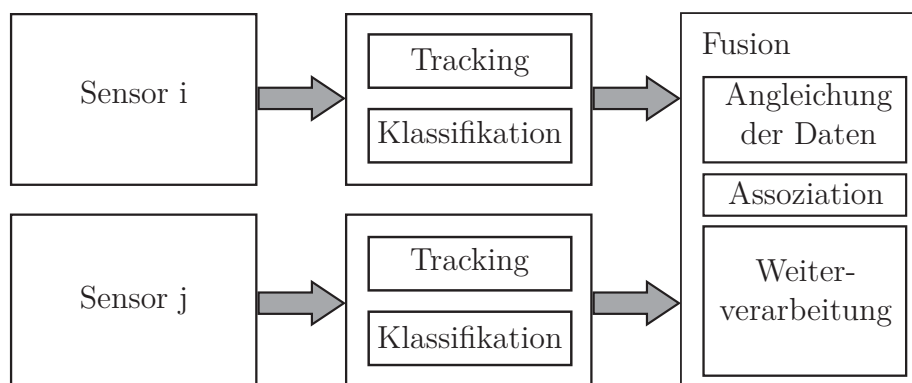


Abbildung 3.4: Sensordatenfusion am Beispiel einer *high level fusion* Architektur nach [Kämpchen 2007].

Ein weiterer Ansatz ist die *feature-level fusion*, bei der aus Messdaten extrahierte Merkmale eines Objekts miteinander assoziiert werden. Für die Assoziation selbst existiert eine Vielzahl von Algorithmen abhängig von der Fusionsebene. Hierbei kommen u.a. probabilistische Ansätze, Kalman-Filter oder Fuzzy-Logik zum Einsatz. Die assoziierten Objekte oder Objekte mit hoher Existenzwahrscheinlichkeit werden für die weitere Verarbeitung in einer Objektliste gespeichert.

In der Fahrerassistenz ist häufig eine Fusion von Radarsensoren mit Kameras zu finden¹⁰. Das Ziel hierbei ist es, die Zustandsschätzung und Klassifikation der Objekte im gemeinsamen Sichtbereich zu verbessern. Der Radar hat sehr gute longitudinale Messeigenschaften, das Kamera-System hat gute laterale Messeigenschaften. Diese Eigenschaften ergeben kombiniert einen Zustandsvektor von hoher Güte. Das Kamera-System kann des Weiteren die Objektmessungen bestimmen, was eine gute Objektklassifikation ermöglicht.

¹⁰ebenso wie in der vorliegenden Arbeit

3.3.2 Zustandsschätzung mit einem Bewegungsmodell

Die gemessenen Bewegungsgrößen der Zielobjekte, also die longitudinale und laterale Entfernung und relative Geschwindigkeit, enthalten einen Rauschanteil, der mit Hilfe von Filterverfahren geschätzt und bestmöglich kompensiert wird. Zudem ist es für die spätere Verwendung der Objektbewegung notwendig, auch nicht messbare Zustände, wie die Objektbeschleunigung, zu kennen. Hierfür kann ein diskretes Kalman-Filter [Gelb 1974] eingesetzt werden, das unter Berücksichtigung bestimmter Annahmen ein optimales stochastisches Filter für die Zustandsschätzung darstellt. Das Kalman-Filter besitzt eine *Prädiktor-Korrektor-Struktur*, was bedeutet, dass zunächst die Zustände mit Hilfe der Zustandsgleichung und der Eingangsdaten auf den wahrscheinlichsten Wert prädiert und in einem zweiten Schritt mit den aktuellen Messdaten verglichen werden. Aus der so gewonnenen Differenz wird auf die aktuellen Systemzustände rückgeschlossen (*Innovation*).

Für die Optimalität des Kalman-Filters müssen die Systemzustände in einer linearen Abhängigkeit untereinander modellierbar sein. Zur Beschreibung der Quer- und Längsbewegung von Fahrzeugen im Straßenverkehr ist diese Voraussetzung bei einer Modellierung mit den Grundgleichungen der Kinematik einer Punktmasse¹¹ grundsätzlich erfüllt¹². Die Zustandsfilterung wird im weiteren Verlauf der Arbeit für die Prädiktion der Relativbewegung benötigt.

Das System mit der Systemmatrix \mathbf{F} und der Messmatrix \mathbf{H} ¹³ wird zum Zeitpunkt $k + 1$ auf Basis des Systemzustandes \mathbf{x} zum Zeitpunkt (k) beschrieben mit

$$\mathbf{x}(k + 1) = \mathbf{F} \mathbf{x}(k) + \mathbf{w}(k + 1) , \quad (3.8)$$

$$\mathbf{z}(k + 1) = \mathbf{H} \mathbf{x}(k + 1) + \mathbf{v}(k + 1) , \quad (3.9)$$

wobei $\mathbf{w}(k)$ und $\mathbf{v}(k)$ das System- und Messrauschen \mathbf{Q} und \mathbf{R} beschreiben, mit den Erwartungswerten

$$E[\mathbf{w}(k) \mathbf{w}(k)^T] = \mathbf{Q}(k), \quad (3.10)$$

$$E[\mathbf{v}(k) \mathbf{v}(k)^T] = \mathbf{R}(k). \quad (3.11)$$

¹¹Die Geschwindigkeit ergibt sich aus der Ableitung des Weges, der in einer bestimmten Zeit zurückgelegt wird.

¹²Die genaue Modellierung der Fahrzeugbewegung nach dem Fachgebiet der Fahrdynamik wird für die Beschreibung der Relativbewegung zweier hintereinander fahrenden Fahrzeuge nicht verwendet, da nach Kapitel 1.3 insbesondere die Längsdynamik von Interesse ist. Unabhängig davon ist ein genaues Querdynamikmodell zur Erzeugung bzw. Validierung von realistischen Ausweichtrajektorien mit hohen Querbeschleunigungen unerlässlich.

¹³Die speziell in dieser Arbeit verwendeten Systemgleichungen werden zu einem späteren Zeitpunkt eingeführt.

Das System- und Messrauschen muss für die Optimalität als normalverteilt, nicht Offset-behaftet modelliert werden und unabhängig voneinander sein.

Das Kalman-Filter beinhaltet einen Prädiktionsschritt und einen Korrekturschritt. Für die Prädiktion gelten folgende Gleichungen für den geschätzten Systemzustand $\hat{\mathbf{x}}$ und die Kovarianz \mathbf{P} des Systemzustandes

$$\hat{\mathbf{x}}(k | k - 1) = \mathbf{F} \hat{\mathbf{x}}(k - 1 | k - 1) , \quad (3.12)$$

$$\mathbf{P}(k | k - 1) = \mathbf{F} \mathbf{P}(k - 1 | k - 1) \mathbf{F}^T + \mathbf{Q} . \quad (3.13)$$

Der Korrekturschritt mit Hilfe der Kalman-Matrix \mathbf{K} verbessert die Zustandsschätzung durch die Messung mit

$$\mathbf{K}(k) = \mathbf{P}(k | k - 1) \mathbf{H}^T \left(\mathbf{H} \mathbf{P}(k | k - 1) \mathbf{H}^T + \mathbf{R} \right)^{-1} , \quad (3.14)$$

$$\hat{\mathbf{x}}(k | k) = \hat{\mathbf{x}}(k | k - 1) + \mathbf{K}(k) (\mathbf{z}(k) - \mathbf{H} \hat{\mathbf{x}}(k | k - 1)) , \quad (3.15)$$

$$\mathbf{P}(k | k) = (\mathbf{I} - \mathbf{K}(k) \mathbf{H}) \mathbf{P}(k | k - 1) . \quad (3.16)$$

Damit erhält man mit Gleichung (3.9) auch nicht-messbare Zustände¹⁴, z.B. die Objektbeschleunigung, in einem gefilterten Ausgangsvektor $\hat{\mathbf{z}}$.

Die Zustandsschätzung mit einem Kalman-Filter ist beschränkt auf die Bewegungsmöglichkeiten der verwendeten Systemmatrix \mathbf{F} . Die Frage, ob eine Bewegungsbeschreibung mit mehreren Modellen (und weiteren Zustandsgrößen) genauer ist, ist ein Teil dieser Arbeit. Bei Einsatz mehrerer Bewegungsmodelle¹⁵ kann je nach aktuellem Bewegungszustand genau ein anderes Modell gewählt werden, was man als *multiple model estimation* [Bar-Shalom 2001] bezeichnet.

3.3.3 Zustandsschätzung mit mehreren Bewegungsmodellen

Werden für die Zustandsschätzung mehrere Modelle verwendet und diese Modelle auf Basis der höchsten Wahrscheinlichkeit eingesetzt, spricht man von *dynamic multiple model estimation*. Bei einem *interacting multiple model filter* (IMM-Filter) werden die Filtermodelle abhängig von ihrer Wahrscheinlichkeit gewichtet eingesetzt.

Diese adaptive Zustandsschätzung mit mehreren Bewegungsmodellen kann stark unterschiedliche Bewegungsformen, wie z.B. starkes Beschleunigen oder Stillstand, sowie unter-

¹⁴Die zu jedem Filter gehörenden Rauschmatrizen \mathbf{Q} und \mathbf{R} sowie eine initiale Kovarianzmatrix \mathbf{P} werden abhängig vom verwendeten Zustandsmodell zu einem späteren Zeitpunkt eingeführt.

¹⁵auf Basis unterschiedlicher \mathbf{F}

schiedliche Stärken des Messrauschens explizit berücksichtigen. Damit ist die Möglichkeit gegeben, sich den Unsicherheiten im Messsystem besser anzupassen.

Im vorliegenden Fall der Zustandsschätzung für eine Bewegungserfassung ist die Hauptunsicherheit der unbekannte Eingangsvektor des Systems, der demnach als Zufallsprozess modelliert wird [Bar-Shalom 2001].

Im Längsverkehr gibt es stark unterschiedliche Manöver, wie z.B. eine andauernde Folgefahrt, eine Vollbremsung oder starkes Beschleunigen des Vorfahrenden in Relation zum Eigenfahrzeug. Dies erschwert die exakte Zustandsschätzung mit konventionellen Methoden, wie z.B. einem Kalman-Filter mit festgelegten Filterparametern.

Um die Zustandsschätzung zu verbessern, kann wie in [Liu 2008, Jo 2010, Maurer 2011b] ein Multiple-Model-Ansatz (MM-Ansatz) verwendet werden. Dieser berücksichtigt aufgrund seiner unterschiedlichen Systemmatrizen und Kovarianzmatrizen eine stark variierende Manövrierfähigkeit des Systems. Der Algorithmus hinter dem MM-Ansatz enthält mindestens einen Zustandsbeobachter M_j , der mit

$$\mathbf{x}^j(k+1) = \mathbf{F}^j \mathbf{x}^j(k) + \mathbf{w}^j(k+1), \quad (3.17)$$

$$\mathbf{z}^j(k+1) = \mathbf{H} \mathbf{x}^j(k) + \mathbf{v}^j(k+1), \quad (3.18)$$

beschrieben wird, wobei $\mathbf{w}^j(k)$ und $\mathbf{v}^j(k)$ das System- und Messrauschen \mathbf{Q}^j und \mathbf{R}^j mit

$$E[\mathbf{w}^j(k) \mathbf{w}^j(k)^T] = \mathbf{Q}^j(k), \quad (3.19)$$

$$E[\mathbf{v}^j(k) \mathbf{v}^j(k)^T] = \mathbf{R}^j(k) \quad (3.20)$$

darstellen. Das System verhält sich immer entsprechend einem Filtermodell oder mehreren Filtermodellen M_j aus dem MM-Ansatz¹⁶.

Die Filter M_j werden gleichzeitig ausgewertet und anschließend wird der Zustandsvektor $\hat{\mathbf{x}}_{\text{IMM}}$ errechnet. Dabei können nach [Wendel 2007] die Filter M_j statisch oder dynamisch eingesetzt werden. Durch einen Vergleich mit der Messung \mathbf{Z}^k lässt sich ihre Wahrscheinlichkeit p bestimmen. Hieraus leitet sich der Gewichtungsvektor

$$\boldsymbol{\mu}_j(k) = p\{M_j(k) | \mathbf{Z}^k\} \quad (3.21)$$

ab, der also den IMM-Zustandsvektor $\hat{\mathbf{x}}_{\text{IMM}}$ zum Zeitpunkt k auf Basis der Zustandsvektoren der einzelnen Filter M_j erzeugt. Näheres dazu kann u.a. [Bar-Shalom 2001, Wendel 2007] entnommen werden.

¹⁶Die zu jedem Filter M_j gehörenden Systemmatrizen, Rauschmatrizen und die initiale Kovarianzmatrix werden zu einem späteren Zeitpunkt eingeführt.

Beim Einsatz eines IMM-Filters werden die Anfangszustände für die einzelnen Filter M_j , also die Kovarianzmatrizen \mathbf{P}^{0j} und die Zustandsvektoren der Modelle $\hat{\mathbf{x}}^{0j}$ mit Hilfe eines Gewichtungsvektors $\boldsymbol{\mu}_{i|j}$ aus der vorangegangenen Schätzung $\boldsymbol{\mu}_j(k-1)$ und einer festen Zustandsübergangsmatrix \mathbf{q}_{ij} von Filter i auf Filter j erstellt. Die einzelnen Modelle interagieren also über die Transitionsmatrix \mathbf{q}_{ij} miteinander, deren Übergangswahrscheinlichkeiten festgelegt werden müssen.

Anschließend wird der Kalman-Schritt für jedes Filtermodell M_j unabhängig voneinander ausgeführt. Hierbei können lineare oder nicht lineare Filter wie das *Extended Kalman Filter* oder das *Unscented Kalman Filter* zum Einsatz kommen. Nach dem Kalman-Schritt in den einzelnen Modellen M_j werden die jeweiligen Zustandsvektoren $\hat{\mathbf{x}}^j$ mit einem Gütemaß

$$\boldsymbol{\Lambda}_j(k) = p[\mathbf{z}(k) | M_j(k), \mathbf{Z}^{k-1}] \quad (3.22)$$

bewertet, das sich nach der Genauigkeit in der Schätzung des Messvektors \mathbf{Z}^{k-1} richtet.

Die Gütemaße $\boldsymbol{\Lambda}_j$ der einzelnen Modelle werden eingesetzt, um die Wahrscheinlichkeit der jeweiligen Modelle im Gesamtverbund errechnen zu können. Dies ergibt den angesprochenen Gewichtungsvektor $\boldsymbol{\mu}_j(k)$ zur Bestimmung des Zustandsvektors

$$\hat{\mathbf{x}}_{\text{IMM}}(k | k) = \sum_{j=1}^r \hat{\mathbf{x}}^j(k | k) \boldsymbol{\mu}_j(k) \quad (3.23)$$

und der zugehörigen Kovarianzmatrix \mathbf{P}_{IMM} des IMM-Filters.

Der Gewichtungsvektor $\boldsymbol{\mu}_j$ enthält neben den Übergangswahrscheinlichkeiten \mathbf{q}_{ij} zwischen den einzelnen Filtermodellen die Wahrscheinlichkeiten $\boldsymbol{\Lambda}_j$ der einzelnen Filtermodelle M_j . Somit werden die Bewegungsmodelle in den einzelnen Filtern bewertet, ebenso wie deren Matrizen zum Systemrauschen \mathbf{Q}_j und Messrauschen \mathbf{R}_j . Wird z.B. ein Bewegungsmodell im Filter M_i als unpassend bewertet, dann hat es eine geringe Güte $\boldsymbol{\Lambda}_i$ und damit eine niedrige Wahrscheinlichkeit $\boldsymbol{\mu}_i$ im Vergleich zu den anderen Filtermodellen, sofern sich die restlichen Filterparameter \mathbf{R}_i , \mathbf{Q}_i und \mathbf{P}^{0i} untereinander gleichen. Mit einem IMM-Filter können auch identische Bewegungsmodelle verwendet werden. Dann gibt der Gewichtungsvektor die Güte $\boldsymbol{\Lambda}_j$ der restlichen Filterparameter wieder, die in den einzelnen Filtern eingesetzt wurden.

Ein Vergleich der Prädiktionsgüte der vorgestellten Verfahren erfolgt in Kapitel 5.

3.4 Situationsanalyse

Die Situationsanalyse wird im Kontext der Notbrems- und Notausweichassistenten dazu verwendet, den Eingriff situativ robuster auszulegen. Hierbei werden aus einer Vielzahl von möglichen Eingriffsszenarien nur diejenigen zugelassen, die entsprechend den Anforderungen an die Funktionsauslösung eine Unfallsituation verhindern.

In Kapitel 2.2.4 wurde die Einschränkung getroffen, dass nur auf in der gleichen Spur vorausfahrende Fahrzeuge mit einer Funktionsauslösung reagiert wird. Die Aufgabe der Situationserkennung ist es also, für ein vorausfahrendes Fahrzeug eine Folgeverkehrssituation zu erkennen. Nähert sich das eigene Fahrzeug an das vorausfahrende Fahrzeug an, droht ein Auffahrunfall.

Die gleiche Aufgabe der Fahrsituationserkennung ist z.B. für das ACC zu leisten. Hier wird der Fahrkorridor auf Basis der Eigengeschwindigkeit, des Lenkwinkels und der Gierrate bestimmt und daraufhin im Umfeld nach bewegten Objekten gesucht, die sich nach einer Plausibilitätsprüfung innerhalb des Fahrkorridors befinden. Näheres zur Erkennung der Spurzugehörigkeit eines vorausfahrenden Fahrzeugs ist in [Reichel 2010, Schubert 2009a, Liu 2010] zu finden.

Eine weiterführende Situationserkennung wird in dieser Arbeit nicht behandelt. Für eine Übersicht über aktuelle Verfahren zur Situationserkennung u.a. mit probabilistischen Verfahren wie Bayes-Netzen, oder mit Fuzzy-Logik sei auf [Fuchs 2009, Ding 2010, Schroven 2008, Schubert 2011] verwiesen.

3.5 Planung des Eingriffes

Im Folgenden wird die Trajektorienplanung für einen Bremseneingriff und einen Ausweicheneingriff vorgestellt. Die Planung basiert auf Modellen, die mit entsprechender Parametrisierung die fahrdynamischen sowie technischen Beschränkungen¹⁷ für die automatisierte Durchführung dieser Manöver einhalten. Damit wird zugleich sichergestellt, dass die Regelung der Stellgrößen beim Durchführen der Bremsung oder des Lenkmanövers keine nennenswerten Abweichungen von den Sollgrößen zulässt [Weisen 2003]. Im Anschluss wird in einem Vergleich aufgezeigt, welche Mindestabstände vor einem Hindernis für die Durchführung eines Notbremseneingriffes und eines Notausweichmanövers benötigt werden. Hier werden die Einsatzbereiche für die beiden Manöver veranschaulicht.

¹⁷bei idealem Reibwert zwischen Straße und Reifen von $\mu = 1$

3.5.1 Bremseingriff

Für die Modellierung des Bremsmanövers wird ein nach dem Stand der Technik in der Fahrerassistenz geläufiges Bremsmodell nach [Winner 2009b] mit drei Parametern angenommen. Damit wird der stetige Verlauf der longitudinalen Fahrzeugbeschleunigung beschrieben, der aus dem Bremsdruck im Fahrzeugbremssystem resultiert. Bis zum Erreichen der konstanten Verzögerung wird die Beschleunigung durch zwei lineare Funktionen angenähert.

Der erste Parameter beschreibt die Totzeit t_{tot} des Bremssystems, die vom Zeitpunkt der Aktivierung der Bremse bis zum erstmaligen Anstieg des Verzögerungswertes a_{br} vergeht, also

$$a_{br}(t) = 0 \quad \text{für} \quad 0 < t < t_{tot} . \quad (3.24)$$

Damit wird die Zeit beschrieben, die die Bremsdruckpumpe benötigt, um ohne Einwirken des Fahrers eigenständig den hydraulischen Druck im Bremssystem anzulegen. Dabei muss die Pumpe den Bremsdruck aufbauen und dabei den Luftspalt zwischen den Bremsbelägen und der Bremsscheibe schließen [Breuer 2006, Heißing 2008].

Der zweite Parameter beschreibt den Gradienten des Verzögerungswertes t_b des Fahrzeugs, vom Zeitpunkt des ersten Anstiegs der Verzögerung bis die maximal vom Bremssystem erreichbare Verzögerung anliegt. Die Dauer des Anstiegs hängt von der Dauer des Druckaufbaus im Bremssystem ab. Nach [Isermann 2006] ist das Bremsmoment und damit die Bremskraft linear abhängig vom Bremsdruck, der an der Bremsscheibe wirkt. Der Bremsdruck wird erzeugt durch den Druck im Hauptbremszylinder, wobei die Übertragungsfunktion mit einem Verzögerungsglied erster Ordnung modelliert werden kann. Für die Verzögerung wird vereinfachend ein linearer Anstieg angenommen, womit also

$$a_{br}(t) = \begin{cases} 0 , & \text{wenn } 0 < t < t_{tot} \\ a_{x,max} t/t_b , & \text{wenn } t_{tot} \leq t < t_b \\ a_{x,max} , & \text{sonst} \end{cases} \quad (3.25)$$

wobei $a_{x,max}$ die maximal mögliche Verzögerung ist, die von den Reifen und den äußeren Bedingungen wie z.B. Reibwert zwischen Straße und Reifen oder Straßensteigung abhängt.

3.5.2 Ausweicheingriff

Im Folgenden wird die Planung einer Ausweichtrajektorie vorgestellt, die dazu dient, einem vorausfahrenden Objekt auszuweichen, um einen Auffahrunfall zu verhindern.

Zunächst wird ein Überblick über die Berechnungsverfahren gegeben, mit denen eine Ausweichtrajektorie zur Berücksichtigung eines einzelnen Objektes berechnet wird. Im Anschluss wird die gewählte Ausweichtrajektorie vorgestellt, sowie ein Verfahren, das den Lenkeingriff mit einem Bremseneingriff kombiniert.

Übersicht über die Verfahren

Ein Ausweichmanöver vor einem in der eigenen Fahrspur fahrenden Objekt kommt einem Spurwechsel gleich. Für die Berechnung von Spurwechseltrajektorien für ein letztmögliches Ausweichmanöver werden die maximal mögliche Ausweichbreite sowie die maximal mögliche Querschleunigung berücksichtigt. In der Literatur finden sich zahlreiche Verfahren zum Planen einer Ausweichtrajektorie.

Mit der Vorgabe des Beschleunigungsprofils nach [Stählin 2008] für ein Ausweichmanöver kann eine einfache Ruckbegrenzung in der Querbewegung erzeugt werden. Um die Fahrzeugquerbewegung genauer beschreiben zu können, wird in [Schmidt 2005, Ameling 2002] die Krümmung der Trajektorie berücksichtigt. Daher wird ein Krümmungsverlauf $\kappa(t)$ für die Trajektorie vorgegeben, der die Begrenzung in der maximalen Querschleunigung $a_{y,max}$ mit Hilfe der Zentripetalbeschleunigung¹⁸ als Querschleunigung mit

$$a_y = v_x^2 \kappa, \quad (3.26)$$

$$a_y \leq a_{y,max} \quad (3.27)$$

direkt berücksichtigt, wobei v_x die Fahrzeuggeschwindigkeit in longitudinaler Richtung beschreibt. Um den Krümmungsverlauf zu optimieren, wird ein parametrierbarer x-y-Verlauf der Trajektorie vorgegeben, unter dem die Krümmung für das Ausweichmanöver minimiert wird.

Zur Trajektorienplanung können also unterschiedliche Funktionen, wie z.B. Polynome, Sigmoiden oder Splines verwendet werden, die aus einem geometrischen Ansatz oder einer Optimierungsfunktion entstehen. Vergleiche dieser Funktionen zur Planung einer Ausweichtrajektorie bei Berücksichtigung eines einzelnen Objektes finden sich in [Stählin 2008, Kirchner 2005, Sledge 1997].

Ein Großteil der Verfahren für die Berücksichtigung mehrerer Objekte stammt aus der Robotik. Hier wird reaktives Verhalten bei der Bewegungsplanung mit Hilfe von Ausweichmanövern realisiert [Nam 1995, Chakravarthy 1998, Miura 1999]. Die Pfadplanung in dynamischer Umgebung für autonome Fahrzeugsysteme wird in [Wille 2009, Werling 2010] vertieft. Ein mögliches Verfahren zur Berechnung von Trajektorien ist die Potentialfeldmethode [Brandt 2006, Hesse 2008, Bevan 2010]. Dabei sind die Umfeldobjekte jeweils

¹⁸ $a_z = v^2 \kappa$

von Potentialfeldern umgeben, auf deren Grundlage die Trajektorie geplant wird. Ein anderer Ansatz wird in [Schmidt 2005, Schmidt 2006] vorgestellt. Hier werden mögliche Aufenthaltsgebiete verwendet, um eine kollisionsfreie, fahrbare Trajektorie zu finden. In [Althoff 2008, Althoff 2010] wird als Erweiterung ein sicher fahrbares Manöver unter Berücksichtigung von Unsicherheiten garantiert.

Planung der Ausweichtrajektorie

In der vorliegenden Arbeit wird gemäß den Randbedingungen aus Kapitel 2.2.4 für die Planung des Ausweichmanövers nur das vorausfahrende Objekt berücksichtigt. Außerdem wird für die Trajektorienplanung vorausgesetzt, dass das Lenksystem keine Einschränkung für die Modellierung darstellt. Hierzu muss die Lenkungsaktorik sowohl das nötige Lenkmoment als auch den nötigen Gradienten stellen können, was mit heutigen *EPS*-Systemen¹⁹ in Serienfahrzeugen machbar ist [Hartmann 2009].

Das Ausweichmanöver wird mit Hilfe einer Trajektorie geplant, die einen möglichst extremen Spurwechsel mit dem an der Stelle x_h gewünschten Querversatz y_h beschreibt, um eine Kollision mit dem Hindernis zu vermeiden und mit dem maximalen Querversatz y_e im longitudinalen Abstand x_e , an dem das Fahrzeug wieder parallel zur Fahrspurrichtung ausgerichtet sein muss, siehe Abbildung 3.5.

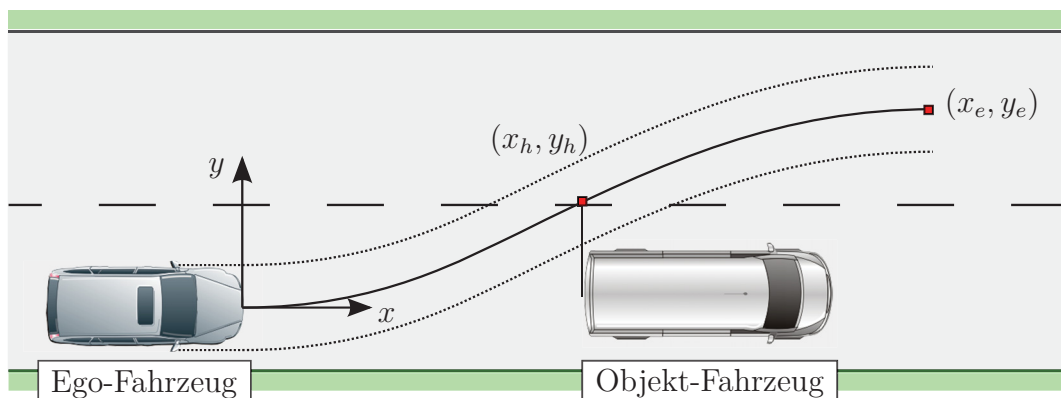


Abbildung 3.5: Planung eines Ausweichmanövers mit Ego-Fahrzeug, Objekt-Fahrzeug und der Ausweichtrajektorie.

In [Kirchner 2005] wird ein Verfahren vorgestellt, das ausgehend vom Optimierungskriterium des minimalen Krümmungsintegrals einen punktsymmetrischen x - y -Verlauf in Bezug auf $(\frac{x_e}{2}, \frac{y_e}{2})$ erzeugt. Nach den Gleichungen (3.26) und (3.27) ist damit ebenso das Querbeschleunigungsprofil festgelegt. Für den Verlauf von y_{traj} und x_{traj} wird ein Polynom 5.

¹⁹electric power steering

Grades erstellt, das auch in [Weber 2012] verwendet wird, mit

$$y_{traj}(x_{traj}) = y_e \left(10 \left(\frac{x_{traj}}{x_e} \right)^3 - 15 \left(\frac{x_{traj}}{x_e} \right)^4 + 6 \left(\frac{x_{traj}}{x_e} \right)^5 \right), \quad (3.28)$$

$$x_e = v_x \sqrt{\frac{10 y_e}{\sqrt{3} a_{y,max}}}. \quad (3.29)$$

Die Parameter y_e und x_e sind hierbei abhängig von der maximalen Querbeschleunigung $a_{y,max}$ und der Fahrzeuggeschwindigkeit v_x . Die maßgebliche Beschränkung in der Länge des Ausweichmanövers y_e ist die maximale Beschleunigung $a_{y,max}$ in Querrichtung y .

Planung einer kombinierten Brems- und Ausweichtrajektorie

Die somit erzeugte Trajektorie ist symmetrisch und berücksichtigt keinen zusätzlichen Bremseneingriff. Im Folgenden wird ein Verfahren vorgestellt, das mit geringem Rechenaufwand eine kombinierte Lenk-Brems-Trajektorie erzeugt.

Die Längs- und Querbewegung werden getrennt voneinander betrachtet. Über die Bremsbeschleunigung a_{br} wird die Trajektorie in Längsrichtung x_{traj} gestaucht. Hierzu wird mit der Beziehung (3.26) und dem Krümmungsverlauf mit

$$\kappa(x) = \frac{y''(x)}{(1 + y'(x)^2)^{3/2}} \quad (3.30)$$

der Verlauf der Querbeschleunigung $a_y(x)$ errechnet. Mit Hilfe des Kamm'schen Kreises in Gleichung (3.5) kann das verbleibende Beschleunigungspotential in Längsrichtung $a_x(x)$ bestimmt werden. Die Längsbeschleunigung wird über die longitudinale Wegkomponente s_x integriert und ergibt die Stauchung der x-Komponenten der Trajektorie. Daraus ergibt sich der folgende Verlauf der Trajektorien und der Beschleunigungswerte in Abbildung 3.6 und 3.7.

Die gestauchte Trajektorie in Abbildung 3.6 erreicht die maximale Querablage $y_e = 4\text{m}$ um $\Delta x_e = 10\text{m}$ früher als die ungestauchte Trajektorie, bei einer initialen Fahrzeuggeschwindigkeit von $v_x = 40\text{m/s}$ und einer maximal zulässigen Querbeschleunigung $a_{y,max} = 5\text{m/s}^2$. Die Endgeschwindigkeit der Lenk-Brems-Trajektorie beträgt $v_x(x_e) = 28\text{m/s}$ bei einer maximalen Bremsbeschleunigung von

$$a_{x,max} = -\mu g = -0,9 \cdot 9,81\text{m/s}^2. \quad (3.31)$$

In Abbildung 3.7 ist der Verlauf der Querbeschleunigung dargestellt. Hier zeigt sich, dass die Querbeschleunigung deutlich geringer wird, wenn die ungestauchte Trajektorie unter Aufwendung der verbleibenden Bremsbeschleunigung abgefahren wird. Mit Hilfe

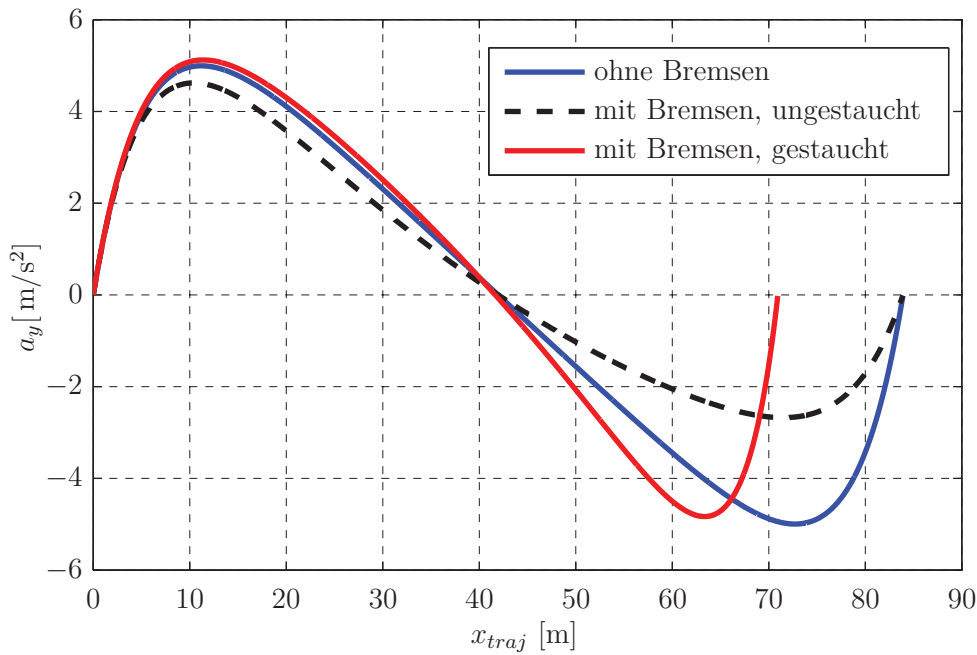


Abbildung 3.6: Vergleich der Verläufe für die Querbewegung a_y mit und ohne zusätzliche Bremsung.

der Stauchung der Längskomponente der Trajektorie wird das Beschleunigungspotential wieder optimal ausgenutzt.

Die Fahrbarkeit einer Trajektorie mit kombiniertem Brems- und Lenkeingriff wird in [Kirchner 2005] in einem realen Fahrversuch nachgewiesen. Dabei betragen die maximalen longitudinalen und lateralen Abweichungen zwischen der berechneten Trajektorie, die auf dem Polynom 5. Grades basiert, und dem Verlauf im Fahrversuch mit kombinierter Bremsung zwischenzeitlich 9%.

Um diese Trajektorie optimal abfahren zu können, muss die Dynamik der Bremssysteme ausreichen, um das während des Ausweichmanövers verbleibende Beschleunigungspotential bestmöglich auszunutzen. Die Bremssysteme heutiger Serienfahrzeuge werden diesen Anforderungen noch nicht gerecht [Stählin 2006]. Zukünftige Bremssysteme werden eine deutlich höhere Stell-Dynamik durch eine Bremsenansprechzeit im ms-Bereich aufweisen. Bei einer Stellzeit von $t_s = 10$ ms wäre für das berechnete Manöver bei einer Ausweichdauer von etwa 2 s ungefähr 200 Einstellvorgänge für die Bremskraft möglich.

3.5.3 Vergleich der Eingriffe

Der Vergleich von Brems- und Ausweichmanöver erfolgt in Abhängigkeit der Relativgeschwindigkeit zwischen Objekt- und Egofahrzeug sowie dem Mindestabstand, der zur erfolgreichen Durchführung des Manövers benötigt wird.

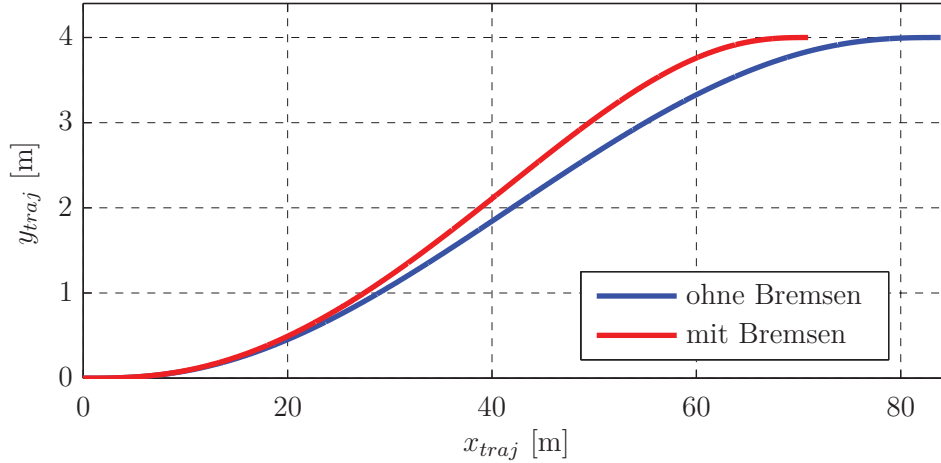


Abbildung 3.7: Vergleich der Trajektorienlängen mit und ohne Bremsung.

Für die Berechnung der Bremslänge s_{CAB}^{20} werden folgenden Annahmen getroffen. Das Objekt hat die Geschwindigkeit $v_o = 0$ km/h, das Egofahrzeug hat die Geschwindigkeit v_e und die Relativgeschwindigkeit ist $v_{rel} = v_o - v_e$. Die Bremsung wird vereinfacht mit konstanter Beschleunigung a_{br} durchgeführt. Damit ergibt sich mit der Bremszeit t_{br} der Bremsweg zu

$$s_{br} = 0,5 a_{br} t_{br}^2 + v_e(0) t_{br}, \quad (3.32)$$

wobei $v_e(0)$ die Anfangsgeschwindigkeit des Egofahrzeugs ist. Mit

$$t_{br} = \frac{v_{rel}}{a_{br}}, \quad (3.33)$$

$$v_e(0) = -v_{rel} \quad (3.34)$$

ergibt sich also

$$s_{CAB} = -\frac{0,5 v_{rel}^2}{a_{br}} \quad (3.35)$$

als Mindestabstand zum Objekt für einen Bremsingriff.

Die Berechnung der Ausweichlänge s_{CAS}^{21} erfolgt nach der Gleichung (3.29) zu

$$s_{CAS} = x_e = \sqrt{\frac{10 y_e}{\sqrt{3} a_{ev}}} v_{rel}, \quad (3.36)$$

wobei y_e die geforderte Ausweichbreite und a_{ev} die maximal akzeptierte Querbeschleunigung ist. Die maximal mögliche Ausweichbreite wird hier als Parameter vernachlässigt,

²⁰CAB: Collision Avoidance by Braking (Unfallvermeidung durch Bremsen)

²¹CAS: Collision Avoidance by Steering (Unfallvermeidung durch Lenken)

ebenso wie die zusätzliche Bremsung. Die Ausweichtrajektorie wird jeweils für einen Fußgänger (FG) mit der Breite 0,4 m, für einen Radfahrer mit der Breite 1 m und für einen PKW mit der Breite 2 m geplant. Damit werden für den Parameter y_e die Ausweichbreiten auf $y_e = [0,4 \ 1 \ 2]$ m gesetzt.

Die Parameter a_{br} und a_{ev} werden durch die auf ihre jeweiligen Maximalwerte gesetzt, also

$$a_{br} = a_{x,max} , \quad (3.37)$$

$$a_{ev} = a_{y,max} . \quad (3.38)$$

Damit können die Schnittpunkte errechnet werden mit

$$s_{CAB} = s_{CAS} . \quad (3.39)$$

Die Schnittpunkte der Mindestlängen s_{min} für das Bremsmanöver und die drei Ausweichmanöver sind in Abbildung 3.8 dargestellt.

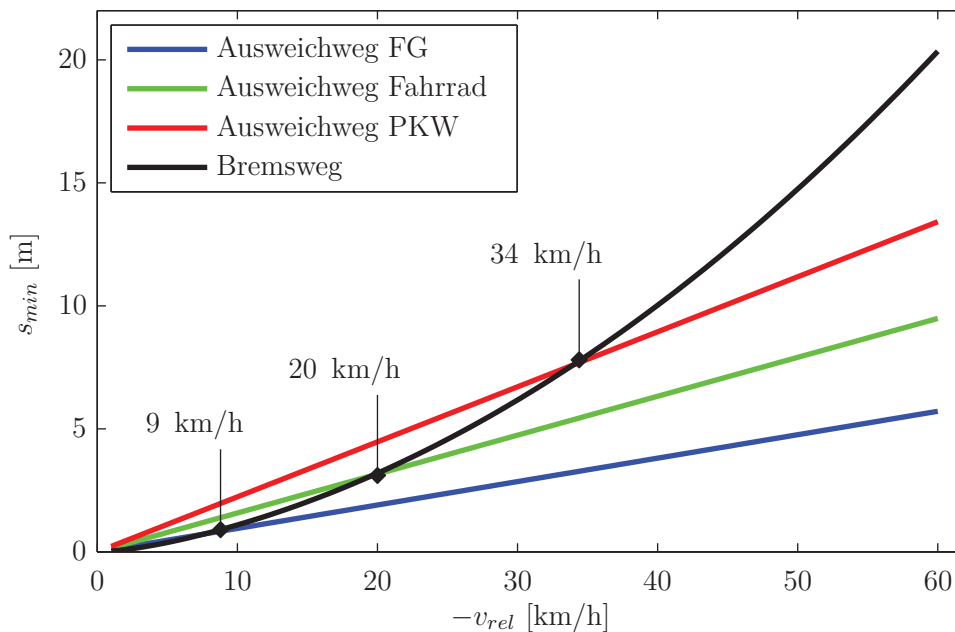


Abbildung 3.8: Vergleich des Bremsweges mit der Länge der Ausweichtrajektorie als Mindestabstand zum Objekt für verschiedene Ausweichbreiten in Abhängigkeit der Relativgeschwindigkeit.

Damit ergibt sich für ein Ausweichmanöver mit den Breiten $y_e = [0,4 \ 1 \ 2]$ m ein kürzerer Mindestabstand zum Objekt ab den Relativgeschwindigkeiten $v_{rel} = [-9 \ -20 \ -34]$ km/h. Unterhalb dieser Geschwindigkeiten ist der Bremsweg kürzer.

Sowohl der Bremsweg als auch der Ausweichweg hängen von der maximalen Beschleunigungsmöglichkeit ab. Geht man von einer isotropen Beschleunigungsmöglichkeit aus, also

$$a_{max} = \mu g = |a_{x,max}| = |a_{y,max}| \quad (3.40)$$

dann ergeben sich für die Manöverlängen die Abhängigkeiten vom Reibwert μ zu

$$s_{CAB} \sim \frac{1}{\mu}, \quad (3.41)$$

$$s_{CAS} \sim \frac{1}{\sqrt{\mu}}. \quad (3.42)$$

Daraus ist ersichtlich, dass sich die Länge der Ausweichmanöver bei einer Reibwertänderung weniger ändert als die Länge eines Bremsmanövers. Dies ist im Vergleich zum Bremsmanöver als positiver Effekt zu sehen, falls der Reibwert falsch bestimmt wird.

3.6 Bewegungsmodelle und Prädiktionsverfahren

Damit das Ego-Fahrzeug rechtzeitig einen drohenden Unfall erkennen kann, muss es die Relativbewegung zwischen beiden Fahrzeugen präzisieren. Dies gilt für die Längs- und Querrichtung der Relativbewegung. Die Auftrennung von Quer- und Längsbewegung ist darin begründet, dass die Messungen für die longitudinale und laterale Bewegungsprädiktion nicht voneinander abhängen, d.h. dass kein Messwert vorhanden ist, der die Orientierung des Objektes beschreibt, wie aus Gleichung (3.1) in Kapitel 3.2.1 ersichtlich. Die Prädiktion erfolgt mit Hilfe von Bewegungsmodellen, die möglichst charakteristisch für eine Folgefahrtsituation sind, wie in Kapitel 2.2.4 festgelegt.

Im Folgenden wird zunächst die longitudinale Bewegungsrichtung modelliert. Dabei werden drei Bewegungsmodelle vorgestellt, die das typische Folgeverhalten in Längsrichtung beschreiben. Es werden zwei Prädiktionsverfahren verglichen, wobei das eine Verfahren mit genau einem Bewegungsmodell (Single-Model-Prädiktion) und das zweite Verfahren mit drei Modellen (Multi-Model-Prädiktion) verwendet werden. Der Vergleich der beiden Verfahren erfolgt im Kapitel 5, in dem die Unsicherheiten in den Systemkomponenten ausgewertet werden. Im Anschluss wird die Querprädiktion beschrieben. Hierfür werden zwei Bewegungsmodelle vorgestellt und verglichen.

3.6.1 Modellierung der longitudinalen Bewegung

Die longitudinale Bewegung wird mit Zustandsvektoren beschrieben, deren Zustände abhängig vom verwendeten Bewegungsmodell sind. Jedes in dieser Arbeit verwendete Bewegungsmodell besitzt mindestens zwei Zustände, s_x als Entfernung in Längsrichtung und v_x als Relativgeschwindigkeit in Längsrichtung.

Bewegungsmodelle

Als Bewegungsmodelle werden *Constant Velocity* (CV), *Constant Acceleration* (CA) und *Constant Jerk* (CJ) Bewegungen verwendet, welche die Relativbewegung in Längsrichtung für einen zukünftigen Zeitraum schätzen. Zu den drei Bewegungsmodellen N_j werden außerdem die jeweiligen Filterparameter M_j für das Systemrauschen \mathbf{Q}_j , das Messrauschen \mathbf{R}_j und die Kovarianzmatrix \mathbf{P}_j für die Anwendung mit dem Kalman-Filter oder dem IMM-Filter eingeführt. Die Werte dieser Matrizen wurden durch Versuche bestimmt können dem Anhang A.1 entnommen werden.

Constant Velocity-Modell Die Grundannahme für das CV-Modell ist, dass sich der zu präzisierende Zustand mit konstanter Geschwindigkeit weiterbewegen wird. Der Zustand setzt sich aus den Relativgrößen der Position s_x und der Geschwindigkeit v_x zusammen, also

$$\mathbf{x}_p(k) = \begin{pmatrix} s_x(k) & v_x(k) \end{pmatrix}^T. \quad (3.43)$$

Damit ergibt die Prädiktion für den nächsten Zeitschritt das Bewegungsmodell N_{CV} nach Gleichung (3.8) bzw. (3.13) mit

$$\mathbf{F}_{CV} = \begin{pmatrix} 1 & dt \\ 0 & 1 \end{pmatrix}. \quad (3.44)$$

Die Filterparameter nach Gleichung (3.17) für die Rauschprozesse in Gleichung (3.11) lauten $\mathbf{Q}_{CV} = \mathbf{Q}_1$ und $\mathbf{R}_{CV} = \mathbf{R}_1$ sowie der initialen Kovarianzmatrix $\mathbf{P}_{CV}^0 = \mathbf{P}_1^0$. Einige Grundsätze zur Applikation der Matrizen können [Gelb 1974] entnommen werden.

Constant Acceleration-Modell Beim CA-Modell wird die aktuell geschätzte Relativbeschleunigung \hat{a}_x als konstant angenommen. Der Zustand besitzt als einen weiteren Eintrag die Relativgröße der Beschleunigung a_x , womit gilt

$$\mathbf{x}_p(k) = \begin{pmatrix} s_x(k) & v_x(k) & a_x(k) \end{pmatrix}^T. \quad (3.45)$$

Das Prädiktionsmodell N_{CA} enthält die Systemmatrix

$$\mathbf{F}_{CA} = \begin{pmatrix} 1 & dt & \frac{dt^2}{2} \\ 0 & 1 & dt \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}. \quad (3.46)$$

Die Matrizen für den Kalman-Filter in M_{CA} werden zu $\mathbf{Q}_{CA} = \mathbf{Q}_2$, $\mathbf{R}_{CA} = \mathbf{R}_2$ und $\mathbf{P}_{CA}^0 = \mathbf{P}_2^0$ gesetzt.

Constant Jerk-Modell Das CJ-Modell hat als Grundannahme, dass der aktuell geschätzte Ruck j_x konstant bleibt. Der Zustandsvektor lautet nun

$$\mathbf{x}_p(k) = \left(s_x(k) \ v_x(k) \ a_x(k) \ j_x(k) \right)^T \quad (3.47)$$

und für die Systemmatrix folgt

$$\mathbf{F}_{CJ} = \begin{pmatrix} 1 & dt & \frac{dt^2}{2} & \frac{dt^3}{6} \\ 0 & 1 & dt & \frac{dt^2}{2} \\ 0 & 0 & 1 & dt \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}. \quad (3.48)$$

Die Filterparameter für das CJ-Kalman-Filter M_{CJ} innerhalb des IMM-Filters lauten $\mathbf{Q}_{CJ} = \mathbf{Q}_3$, $\mathbf{R}_{CJ} = \mathbf{R}_3$ und $\mathbf{P}_{CJ}^0 = \mathbf{P}_3^0$.

Die Filterparameter der vorgestellten drei Ansätze gleichen sich jeweils in den vorhandenen Einträgen. Damit ist sichergestellt, dass in der IMM-Filterung nur die Bewegungsmodelle gewichtet werden, nicht die Modellierung der Rauschprozesse. Die Modellierung der Rauschprozesse im Kalman-Filter kann hierbei von derjenigen im IMM-Filter abweichen, um bessere Prädiktionsergebnisse zu erzielen.

Single-Model-Prädiktion

Als Vergleichsverfahren für die Single-Model-Prädiktion (SMP) wird das CA-Modell herangezogen, das in der Anwendung der Bewegungsprädiktion in Längsrichtung im automobilen Sektor sehr weit verbreitet ist [Hillenbrand 2007, Jansson 2005, Ameling 2002, Mildner 2004]. Ziel der Prädiktion ist es, die Relativbewegung zwischen den beiden Fahrzeugen vorherzusagen, um die Gefahr eines Auffahrunfalls zu erkennen. Dabei wird die Prädiktionsgenauigkeit erhöht, wenn die Modellannahmen für die Bewegung mit der zukünftigen tatsächlichen Bewegung übereinstimmen. Die Relativbewegung wird prädiziert

mit

$$\mathbf{x}_p(k+1) = \mathbf{F}_{CA} \mathbf{x}_p(k) , \quad (3.49)$$

wobei der initiale Wert auf $x_p(0) = x_p^0$ gesetzt und das Bewegungsmodell mit $\mathbf{F} = \mathbf{F}_{CA}$ beschrieben wird. Der initiale Wert für die Prädiktion wird aus dem Zustandsschätzer

$$\mathbf{x}_p^0 = \hat{\mathbf{x}}_{CA}(k) \quad (3.50)$$

übernommen. Der Prädiktionshorizont für Gleichung (3.49) wird so gewählt, dass der prädizierte Relativabstand zum Zeitschritt $k = m$ zu $s_x(m) = 0$ wird, wobei die Bewegungsprädiktion nur bis $t < t(m) = 3$ s durchgeführt wird²².

Multi-Model-Prädiktion

Das Ziel der Multi-Model-Prädiktion (MMP) ist es, die Relativbewegung zwischen Objekt und Eigenfahrzeug mit Hilfe mehrerer Bewegungsmodelle genauer vorherzusagen, als es mit nur einem Modell möglich ist. Aus verschiedenen Modellen werden diejenigen ausgewählt, die unter Berücksichtigung der aktuellen Bewegung den geringsten Prädiktionsfehler nach sich ziehen. Die Bewertung der Bewegungsmodelle wird im Zustandsbeobachter auf Basis des IMM-Filters vorgenommen. Hierbei werden die auftretenden Unsicherheiten, die sich stark auf die Prädiktion auswirken, verringert. Die Unsicherheit in der Prädiktion hat ihren Ursprung sowohl in den Messunsicherheiten als auch in der Verhaltensunsicherheit.

Die Unsicherheit in der Messung verfälscht den korrekten Startwert für den Prädiktionsalgorithmus. Dieser wird aus den Messgrößen im IMM-Filter bestimmt, um auch nicht messbare Größen wie die Relativbeschleunigung a_x und den Relativruck j_x für die Prädiktion verwenden zu können. Dies ermöglicht unter anderem den Einsatz von Prädiktionsmodellen, die nicht allein auf messbaren Größen basieren. Ein weiterer Vorteil bei der Verwendung eines IMM-Filters liegt darin, dass neben mehreren Bewegungsmodellen auch mehrere Rauschprozesse im System und in der Messung in den einzelnen Kalman-Filtern modelliert und evaluiert werden. Diese werden während der Zustandsschätzung bezüglich ihrer Güte gewichtet.

Daneben wird im IMM-Filter auch die Verhaltensunsicherheit während der Zustandsschätzung berücksichtigt. Mit Hilfe verschiedener Bewegungsmodelle \mathbf{F}_j in den einzelnen Filtern M_j können unterschiedliche Verhaltensweisen in der Längsbewegung abgebildet

²²Damit wird der Prädiktionshorizont auf die Zeit beschränkt, die ein PKW grob für eine Vollbremsung aus 100 km/h in den Stand benötigt. Ein Ausweichmanöver um eine Spurbreite benötigt bei gleicher Geschwindigkeit weniger als die Hälfte der Zeit.

werden. Die Unsicherheiten werden verringert, indem die einzelnen Zustandsfilter je nach Güte ihres enthaltenen Bewegungsmodells \mathbf{F}_j in Gleichung (3.17) gewichtet werden.

Werden also die Rauschprozesse im System und in der Messung nach Gleichung (3.19) und (3.20) in allen Zustandsfiltern \mathbf{Q}_j und \mathbf{R}_j gleichermaßen modelliert, dann werden die errechneten Zustandsgrößen $\hat{\mathbf{x}}_j$ allein aufgrund ihrer verschiedenen Bewegungsmodelle \mathbf{F}_j gewichtet.

Die Gewichtung der Zustandsfilter M_j wird aus der Wahrscheinlichkeit für den prädierten Messvektor $\boldsymbol{\mu}_j$ berechnet, der nach (3.21) vom verwendeten Filter M_j und den vergangenen Messwerten in (3.22) abhängt.

Die Bewegungsmodelle \mathbf{F}_j aus dem IMM-Filter werden anschließend für die Prädiktion verwendet. Bei der Prädiktion werden also mehrere Modelle N_j gleichzeitig dazu eingesetzt, die Relativbewegung mit

$$\mathbf{x}_p^j(k+1) = \mathbf{F}^j \mathbf{x}_p^j(k) \quad \text{wobei} \quad \mathbf{x}_p^j(0) = \mathbf{x}_p^{0j} \quad (3.51)$$

mit dem initialen Wert \mathbf{x}_p^{0j} voraus zu berechnen. Die Gewichtung der Prädiktionsmodelle entspricht hierbei der Gewichtung der einzelnen Zustandsfilter $\boldsymbol{\mu}_j$ bzw. der darin enthaltenen Bewegungsmodelle. Hierbei ist zu beachten, dass die Filtermodelle nur über einen Zeitschritt k bewertet werden und diese Bewertung für alle folgenden Prädiktionsschritte konstant gehalten wird.

Die Prädiktionsverfahren werden im Zeitschritt k mit dem Zustandsvektor $\hat{\mathbf{x}}_{IMM}$ initialisiert, der mit dem IMM-Filter erstellt wird, also

$$\mathbf{x}_p^{0j} = \hat{\mathbf{x}}_{IMM}(k) . \quad (3.52)$$

Somit wird die Prädiktion mit einem Wert initialisiert, der geringe Unsicherheiten bezüglich der Messung und des Bewegungsverhaltens enthält. Alternativ können die einzelnen Zustandsvektoren $\hat{\mathbf{x}}^j$ als Startwert \mathbf{x}_p^{0j} für die jeweiligen Prädiktionsmodelle N_j verwendet werden.

Nach der Berechnung der Prädiktionswerte für die Relativbewegung \mathbf{x}_p^j werden die prädierten Werte gemäß dem Faktor $\boldsymbol{\mu}_j$ aus dem IMM-Filter gewichtet. Die MM-Prädiktion ergibt sich also zu

$$\mathbf{x}_{MM} = \sum_{i=1}^r \mathbf{x}_p^i \boldsymbol{\mu}_i . \quad (3.53)$$

Damit basiert die Bewegungsprädiktion auf mehreren Modellen, deren Gültigkeit in der Zustandsschätzung bewertet wurde. Die in der Simulation verwendeten Werte für $\boldsymbol{\mu}_j$ können dem Anhang A.1 entnommen werden.

3.6.2 Modellierung der lateralen Bewegung

Die relative Querbewegung wird modelliert, um den Querversatz zum vorausfahrenden Fahrzeug präzisieren zu können. Der Querversatz beschreibt den lateralen Abstand der Mitten der beiden Fahrzeuge. Damit kann die nötige Mindestbreite eines Ausweichmanövers bestimmt werden. Für die Querbewegung werden nach Kapitel 3.2.1 die Größen Querversatz s_y und Quergeschwindigkeit v_y gemessen. Desweiteren wird für diese Messwerte als Gütemaß eine Varianz v aus der sensorinternen Datenverarbeitung verwendet.

In der Literatur [Börger 2010, Hermes 2009, Hermes 2010] sind verschiedene Verfahren zu finden, die die Prädiktion der Querbewegung bezüglich des eigenen Fahrzeugs beschreiben. Für die Auslegung eines Notbremssystems ist es wichtig, die Bewegung des Ego-Fahrzeugs zu präzisieren, um den Fahrkorridor bestimmen zu können, den der Fahrer befahren wird. Der Fahrkorridor wird in der Situationsinterpretation dazu verwendet, die Position des Eigenfahrzeugs relativ zu den anderen Objekten zu bestimmen und bekannte Fahrsituationen zu identifizieren.

Im Folgenden werden zwei mögliche Querbewegungsmodelle sowie das Prädiktionsverfahren für die relative Querbewegung auf Basis der vorhandenen Messgrößen vorgestellt. Im Anschluss folgt ein kurzer Vergleich der Prädiktionsmodelle bezüglich der Genauigkeit der Schätzung der Querablage beider Fahrzeuge.

Bewegungsmodelle und Prädiktionsverfahren

Für die Schätzung der Querbewegung wird das CV-Modell mit einem Modell verglichen, das die Querposition der Objektes als konstant ansieht, und daher *Constant Position Model* (CP-Modell) genannt wird. Die Grundannahme für dieses Modell ist, dass die Veränderung der Querbewegung durch Kurvenfahrt generell sehr gering ist. Auf das CP-Modell wird nicht näher eingegangen.

Für das CV-Modell werden zwei Implementierungen verglichen. Zum einen der Standard-Ansatz, zum anderen ein Ansatz, der ein heuristisches Filter für die Quergeschwindigkeit enthält.

Die Formulierung der Prädiktion erfolgt entsprechend der Längsprädiktion in Kapitel 3.6.1. Die Größen für die Querablage und die relative Quergeschwindigkeit entsprechend Gleichung (3.43) werden mit dem Kalman-Filter aus Kapitel 3.3.2 aufbereitet für den Zustandsvektor

$$\mathbf{y}_q(k) = \begin{pmatrix} s_y(k) & v_y(k) \end{pmatrix}^T. \quad (3.54)$$

Für den CV-Prädiktionsansatz gilt

$$\mathbf{y}_q(k+1) = \mathbf{F}_y \mathbf{y}_q(k), \quad (3.55)$$

wobei $\mathbf{F}_y = \mathbf{F}_{CV}$. Der initiale Wert wird auf $\mathbf{y}_q(0) = \mathbf{y}_{y_0}$ festgelegt.

Insbesondere bei größerer Entfernung kann die Quergeschwindigkeit v_y nur ungenau bestimmt werden. Dies spiegelt sich in der Varianz v_{v_y} der Messwerte wieder. Ist die Varianz der internen Sensordatenverarbeitung hoch, kann dem Messwert nur bedingt vertraut werden. Daher wurde ein heuristisches Filter für die Quergeschwindigkeit $v_y = f(v_{v_y})$ appliziert, das abhängig von der Varianz die Größe der Quergeschwindigkeit verringert.

Vergleich der Ansätze

Die Prädiktionsverfahren werden auf Basis von im Straßenverkehr aufgezeichneten Folgefahrten²³ verglichen, wobei auch Kurvenfahrten enthalten sind. Der Prädiktionshorizont wird auf $t_h = 2$ s eingestellt, womit sich der Prädiktionzeitpunkt ab dem aktuellen Zeitpunkt $t(k)$ ergibt zu

$$t_{pre}(k) = t(k) + t_h \quad (3.56)$$

und der prädizierte Zustand zu

$$\mathbf{y}_{q,pre}(t(k+1)) = \mathbf{F}_y \mathbf{y}_{q,pre}(t(k)). \quad (3.57)$$

Für jede Fahrt wird der mittlere absolute Fehler

$$\Delta_y = |s_y(t_{pre}(k)) - s_{y,pre}(t(k))| \quad (3.58)$$

berechnet. Die Ergebnisse sind in Tabelle 3.2 für das Prädiktionsverfahren CP, CV und CV mit heuristischem Filter (CV h.F.) dargestellt.

Wie die Tabelle zeigt, liegen bei 94,58% der Fahrten die Fehler für das Verfahren CV h.F. zwischen der prädizierten und der späteren tatsächlichen Querposition unter 0,5 m. Die Ausreißer mit mehr als 1 m Fehler sind meist sehr kurze Fahrten, bei denen die Initialisierungsphase der Filter noch nicht abgeschlossen ist oder die Varianzen der Quermessung sehr groß sind.

Die Verfahren CP und CV erreichen 89,54% und 86,49% für einen Fehler $\Delta_y < 0,5$ m. Sie erweisen sich als weniger geeignet für die Prädiktion der Querposition.

²³Näheres dazu in Kapitel 4.1

Fehler [m]	< 0,4	< 0,5	<1	<3
CP [%]	80,22	89,54	99,05	99,99
CV [%]	75,41	86,49	98,30	99,99
CV h.F. [%]	89,08	94,58	99,66	99,99

Tabelle 3.2: Vergleich der Verfahren zur Querprädiktion, welcher maximale Fehler über alle Benchmark-Fahrten kumuliert erreicht wird.

3.7 Berechnung des Eingriffszeitpunktes

Wie in Kapitel 2.1.4 beschrieben, stellt die TTR eine Möglichkeit dar, eine deterministische Eingriffsentscheidung zu treffen, wann ein Eingriff für ein Notbrems- oder Notausweichmanöver spätestens möglich einzuleiten ist, um einen Unfall zu vermeiden. Die TTR beinhaltet alle Unsicherheiten in der Messung und der Prädiktion. Für die beiden Eingriffe wird jeweils eine spezifische TTR berechnet, für das Bremsen die *time to brake* (TTB) und für das Ausweichen die *time to steer* (TTS).

Zur Berechnung der TTR ist es nötig, die Ego- sowie die Objektbewegung über den Prädiktionshorizont zu kennen bzw. zu prädizieren. Aus diesen Größen lässt sich eine Aussage über die Kritikalität der Situation und die verbleibende Zeit bis zum Eingriff formulieren. Die TTR-Berechnungsverfahren nach [Jansson 2005, Stählin 2008] bedingen eine konstante Relativbewegung in der Beschleunigung bzw. der Geschwindigkeit. Da für den Vergleich der Prädiktionsansätze aber auch die reale TTR $t_{\text{TTR,real}}$ als *Ground Truth*²⁴ benötigt wird, deren Bewegung nicht vorhersehbar erfolgt, wird ein Berechnungsverfahren vorgestellt, das auch auf komplexe Bewegungsmodelle angewendet werden kann.

Die spezielle Anforderung bei der Berechnung der TTR ist die Berücksichtigung der tatsächlichen Objektbewegung bis zum Ende des Notmanövers, um einen möglichst genauen TTR-Zeitpunkt für das Referenzmanöver bestimmen zu können. Die prädizierten Zeitpunkte für die TTR, die als Vergleich dienen, werden ebenfalls mit dem folgenden Verfahren berechnet.

²⁴Referenzwert

3.7.1 Berechnung der *time to brake*

Zur Berechnung von t_{TTR} werden für $n \in \mathbb{N}$ die Verläufe

$$\begin{aligned}\Delta \mathbf{S} &= (\Delta s_1, \Delta s_2, \dots, \Delta s_n) , \\ \mathbf{V}^o &= (v_1^o, v_2^o, \dots, v_n^o) , \\ \mathbf{V}^e &= (v_1^e, v_2^e, \dots, v_n^e) , \\ \Delta \mathbf{T} &= (\Delta t_1, \Delta t_2, \dots, \Delta t_n)\end{aligned}$$

benötigt, die bereits vorliegen (reale TTR) oder durch Prädiktion erhalten werden können (prädizierte TTR). Dabei bezeichnet $\Delta \mathbf{S}$ den longitudinalen Relativabstand zu den jeweiligen Zeitpunkten, $\Delta \mathbf{T}$ gibt die Differenzzeiten zwischen den Zeitpunkten an, \mathbf{V}^o und \mathbf{V}^e sind die dazugehörigen Objekt- bzw. Egogeschwindigkeiten. Für jeden Zeitpunkt i wird nun berechnet, wie die Fahrt verlaufen wäre, hätte das Egofahrzeug mit maximal möglicher Verzögerung $a_{x,max}$ gebremst. Durch einen solchen Eingriff verändert sich ab dem Zeitpunkt des Bremsens sowohl die Egogeschwindigkeit als auch der Relativabstand zu

$$\Delta \hat{s}_i(r) = \Delta s_i + \sum_{k=0}^r (v_{i+k}^o - \hat{v}_i^e(k)) \cdot \Delta t_{i+k}, \quad \forall \quad 1 \leq r \leq n - i, \quad (3.59)$$

$$\hat{v}_i^e(r) = v_i^e + \sum_{k=0}^r a_B \Delta t_{i+k} . \quad (3.60)$$

Eine Kollision wird erkannt, wenn die Bedingung

$$\min_r \Delta \hat{s}_i(r^*) \leq 0 \quad \wedge \quad \hat{v}_i^e(r^*) > v_{i+r^*}^o$$

erfüllt ist. Die TTR muss zwischen dem letzten Zeitpunkt, an dem eine Kollision vermieden wird und dem ersten, an dem dies nicht mehr möglich ist, liegen und kann mittels Interpolation exakt bestimmt werden.

3.7.2 Berechnung der *time to steer*

Für die Berechnung von t_{TTS} wird die gleiche Datenbasis benötigt. Hinzu kommen die für die Berechnung der Ausweichtrajektorie nötigen Daten für die relative Querablage des Objekts

$$\Delta \mathbf{Q} = (\Delta q_1, \Delta q_2, \dots, \Delta q_m) \quad m \in \mathbb{N}.$$

Für jeden Zeitpunkt i wird nun berechnet, wie die Fahrt verlaufen wäre, wäre das Ego-Fahrzeug ausgewichen. Man erhält neue Werte für die Ego-Geschwindigkeit und die Ego-Querablage

$$\hat{\mathbf{V}}^e = (\hat{v}_1^e, \hat{v}_2^e, \dots, \hat{v}_n^e), \quad (3.61)$$

$$\hat{\mathbf{Q}}^e = (\hat{q}_1^e, \hat{q}_2^e, \dots, \hat{q}_n^e). \quad (3.62)$$

Der neue Relativabstand errechnet sich somit zu

$$\Delta \hat{s}_i(r) = \Delta s_i + \sum_{k=0}^r (v_{i+k}^o - \hat{v}_k^e) \cdot \Delta t_{i+k}, \quad \forall \quad 1 \leq r \leq n - i. \quad (3.63)$$

Ein Ausweichvorgang ist dann kollisionsvermeidend, wenn bis zum Stillstand gebremst oder die Ausweichbreite Q_{req} erreicht wird. Die Ausweichbreite ist

$$Q_{req}(r^*) = \frac{b^o}{2} + \frac{b^e}{2} + |q_{r^*}|. \quad (3.64)$$

Eine Kollision findet also dann statt, wenn für einen Zeitpunkt i ein r existiert, sodass

$$\Delta \hat{s}_i(r^*) \leq 0 \quad \wedge \quad \hat{v}_{r^*}^e > v_{i+r^*}^o \quad \wedge \quad \hat{q}_{r^*}^e < Q_{req}(r^*)$$

erfüllt ist. Die TTR kann mittels Interpolation exakt bestimmt werden.

Die vorgestellte Berechnungsmethode kann auf jeden diskret vorliegenden Geschwindigkeits- und Abstandsverlauf angewendet werden. Diese Eigenschaft ist eine Grundbedingung dafür, dass beliebige Prädiktionsmodelle zur Berechnung des Eingriffszeitpunktes verwendet werden können.

Die für die Bewertung der Prädiktionsverfahren nötige reale TTS wird ebenfalls mit diesem Verfahren berechnet. Hierbei werden die nach der Erzeugung der Testdaten gewonnenen Verläufe der Relativgeschwindigkeit und des Abstandes direkt für die Berechnung der TTS herangezogen. Somit kann der tatsächliche Eingriffszeitpunkt errechnet werden, der als Vergleichsgrundlage für die prädizierten Werte der TTR dient.

3.8 Zusammenfassung

Das vorgestellte System berechnet den letztmöglichen Zeitpunkt zur unfallfreien Durchführung eines Notbrems- und eines Ausweichmanövers. Dabei werden auf Basis von exterozeptiven Sensoren sowohl relevante Umfeldobjekte als auch Umweltbedingungen erfasst. Umfeldobjekte, mit denen sich das eigene Fahrzeug in einer Folgefahrt befindet, werden im Falle einer Annäherung als potentielle Kollisionsobjekte betrachtet und können

bei einem drohenden Auffahrunfall die Notbrems- und Ausweichfunktion auslösen. Hierzu werden für die zukünftige Relativbewegung in Längs- und Querrichtung zwei Prädiktionsverfahren vorgestellt, die bezüglich ihrer Prädiktionsgüte verglichen werden können, um ein unfallvermeidendes Brems- oder Ausweichmanöver möglichst genau zu planen. Hierbei werden zusätzlich die Umweltbedingungen wie der Straßenzustand oder die Steigung berücksichtigt. Damit wird der letztmögliche Eingriffszeitpunkt, die TTR, bestimmt.

Die Fehler, die bei der Berechnung der TTR entstehen, werden in der prädizierten TTR zusammengefasst. Die reale TTR beschreibt den Zeitpunkt, der ohne Unsicherheiten in der Berechnung das perfekte Manöver einleitet. Der Vergleich der beiden TTR zielt darauf ab, den Einfluss der vorgestellten Unsicherheiten in den jeweiligen Komponenten zu quantifizieren.

4 Testdaten und Simulationsumgebung

Um die Unsicherheiten sichtbar zu machen und auszuwerten, werden in einer Simulationsumgebung reale, im Straßenverkehr aufgezeichnete Messdaten eingesetzt. In der Simulationsumgebung werden die Unsicherheiten ausgewertet, die bei der Planung des letztmöglichen Zeitpunktes für ein Brems- und Ausweichmanöver entstehen. Da der Datensatz keine Situationen enthält, in denen ein Unfall entsteht, kann zunächst keine Auswertung der Planungssicherheit durchgeführt werden. Daher ist es notwendig, die benötigten Unfallsituationen auf Basis der realen Fahrdaten zu erzeugen.

Im Folgenden wird dargelegt, warum ein Messdatensatz anstelle eines synthetisch erzeugten Datensatzes verwendet wird und wie diese Messdaten verarbeitet werden, um die benötigten Folgefahrten zu extrahieren. Anschließend werden auf Basis dieser Folgefahrten verschiedene Unfallsituationen erzeugt. Mit deren Hilfe können in einer Simulationsumgebung, die den realen und prädictierten letztmöglichen Eingriffszeitpunkt bestimmt und vergleicht, die Unsicherheiten ausgewertet werden.

4.1 Verwendung eines realen Datensatzes

Zur Evaluation der Unsicherheiten wird eine Datenbank verwendet, deren Datensätze im Straßenverkehr aufgezeichnet wurden und mehrere 10000 km an Fahrstrecke umfassen. Die Daten enthalten die Messwerte des Eigenfahrzeugs¹ und der Umfeldsensorik². Dabei wurden die professionellen Testfahrer angewiesen, möglichst ein allgemein gültiges und repräsentatives Fahrverhalten anzunehmen. Dieses berücksichtigt sowohl eine sportliche also auch defensive Fahrweise [Neunzig 1998, Ludmann 1997], insbesondere in Bezug auf den Abstand bzw. auf die Zeitlücke zum Vorausfahrenden. Die Zeitlücke ist definiert als Quotient aus Abstand zum Vorausfahrenden durch die Eigengeschwindigkeit. In Artikel 4 der Straßenverkehrsordnung wird ein einzuhaltender Mindestsicherheitsabstand für PKW

¹U.a. Eigengeschwindigkeit, Längs- und Querbeschleunigung, Lenkwinkel, Brems- und Gaspedalstellung und weitere propriozeptiv messbare Daten, die auf dem Fahrzeugbus gesendet werden

²Darin sind die longitudinalen und lateralen Entfernungen und Geschwindigkeiten sowie die zugehörigen Messvarianzen von allen detektierten Umfeldobjekten enthalten.

derart vorgeschrieben, dass bei einer plötzlichen Bremsung des Vordermannes auch das eigene Fahrzeug noch rechtzeitig zum Stehen kommen kann. Der Bußgeldkatalog sieht mindestens eine Verwarnung vor, wenn der Abstand zum Vordermann zwischen einem Viertel bis zur Hälfte des Tachoabstandes³ beträgt. Die minimale gesetzlich erlaubte Zeitlücke liegt demnach bei einer Fahrgeschwindigkeit von $v_e = 100$ km/h bei $t_{zl} = 1,7$ s. Diese Werte werden in bestimmten Situationen wie Überholvorgängen oder Bremsungen des Vordermannes in den aufgezeichneten Datensätzen teilweise unterschritten.

Ein weiterer wichtiger Punkt für die Zusammenstellung der Messdaten sind die enthaltenen Straßenarten. Innerorts werden generell größere Zeitlücken gefahren als z.B. auf der Autobahn, siehe Abbildung 4.1. Daher wurde darauf geachtet, dass in den Datensätzen Stadt-, Überland- und Autobahnfahrten enthalten sind. Die Anteile der Fahrstunden auf den unterschiedlichen Straßenarten wurde jeweils gleich verteilt.

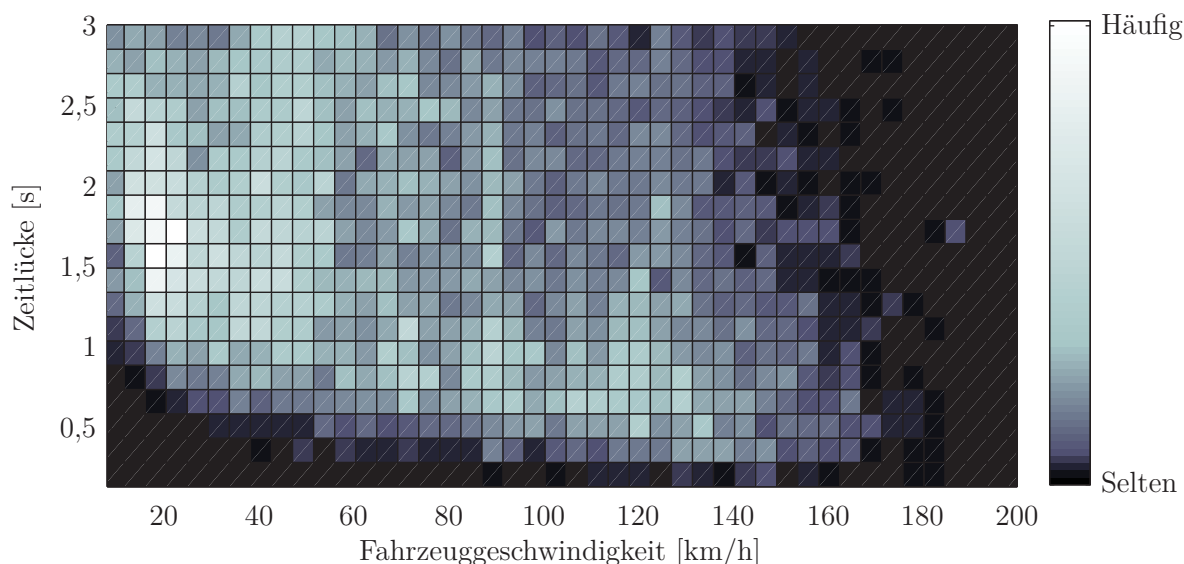


Abbildung 4.1: Auftretenswahrscheinlichkeit einer Zeitlücke von bestimmter Dauer während einer Folgefahrt über der Geschwindigkeit des nachfolgenden Fahrzeuges.

Der Grund für die Auswahl von realen Testdaten liegt im darin enthaltenen Messrauschen und dem realen Fahrverhalten, die in reinen Simulationsdaten nicht enthalten sind. Damit ist es möglich, die Auswirkungen von Messunsicherheiten und vor allem von Prädiktionsunsicherheiten zu untersuchen. Die Prädiktionsverfahren müssen die Fahrzeugbewegungen vorausberechnen, um einen Unfall vorhersehen zu können und die Maßnahmen zur Unfallverhinderung einzuleiten. Die Messunsicherheiten beeinflussen unter anderem die Güte der Startwerte für die Prädiktion. Das bedeutet beispielhaft, dass bei einer nicht korrekt beobachteten Relativgeschwindigkeit der Prädiktionsansatz einen falschen Startwert verwendet und sich der initiale Fehler aufintegriert. Zudem erschweren Unsicherheiten

³Geschwindigkeitswert als Abstand

im Fahrverhalten die weitere Prädiktion. Für einen CA-Ansatz bedeutet das, falls die Fahrer die Fahrzeugbeschleunigungen verändern, dass der Unfallzeitpunkt und damit der Eingriffszeitpunkt nicht korrekt geschätzt werden. Werden reale Testdaten verwendet, erzeugen die darin enthaltenen Unsicherheiten Fehler und ermöglichen einen Vergleich, der die Prädiktionsansätze realistisch bewertet. Um den Einfluss der Unsicherheiten in der Messung bewerten zu können, werden die realen Messwerte manipuliert.

Ein weiterer Grund für die Verwendung eines realen Messdatensatzes liegt in der Zusammensetzung der darin enthaltenen Fahrzeugbewegungen. Die zu erwartenden Mess- und Prädiktionsfehler sind analytisch berechenbar für alle möglichen Kombinationen von Fahrzeugbewegungen. Die direkte Verwendung eines großen Messdatensatzes bringt einen entscheidenden Vorteil mit sich. Die Fahrzeugbewegungen und die darin enthaltenen Auffahrmanöver stammen aus dem realen Verkehrsgeschehen und enthalten damit bereits eine Gewichtung auf Basis ihrer Häufigkeit. Dies ermöglicht eine direkte Aussage über das Gewicht einzelner Unsicherheiten im Gesamtkontext.

4.2 Extraktion der Folgefahrten

Aus dem Datensatz werden, wie in Kapitel 2.2.4 gefordert, die Folgefahrten extrahiert. Eine Folgefahrt wird definiert als eine Fahrt, die mindestens eine Annäherung⁴ des eigenen Fahrzeugs an ein vorausfahrendes Fahrzeug in der gleichen Fahrspur enthält, wie in der Abbildung 4.2 mit Hilfe des Abstandsverlaufes gezeigt.

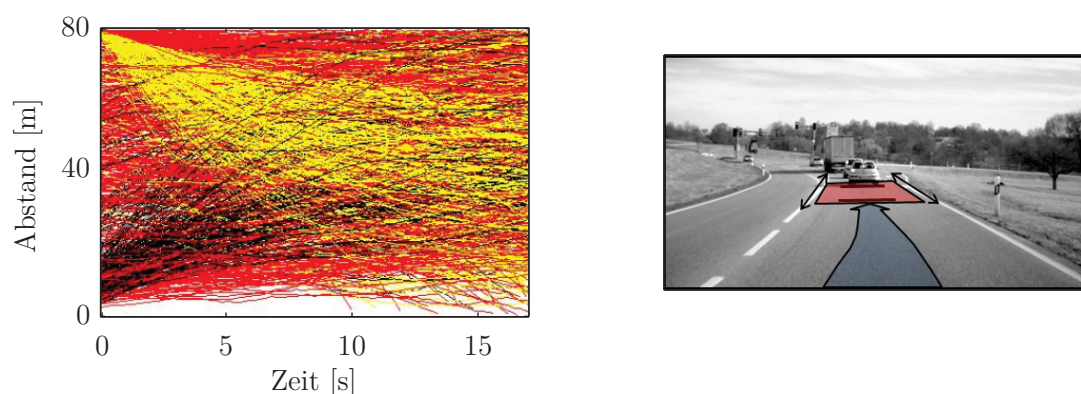


Abbildung 4.2: Zeitlicher Verlauf des Abstandes zum vorausfahrenden Fahrzeug in der gleichen Spur, wobei die gelben Linien ein Abnahme des Abstandes zum Zeitpunkt $t = 0$ s beschreiben, die schwarzen Linien eine Zunahme des Abstandes bei $t = 0$ s und die roten Linien keine Veränderung des Abstandes bei Beginn der Folgefahrt. Das Bild rechts zeigt eine typische Annäherungssituation auf einer Landstraße vor einer Kreuzung.

⁴also zu mindestens einem Zeitpunkt während der Fahrt hintereinander in der gleichen Spur eine negative Relativgeschwindigkeit

Eine Folgefahrt kann auf die drei Arten, die in Abbildung 4.2 gezeigt werden, zustande kommen. Wenn zu Beginn die Abstände zwischen den Fahrzeugen konstant bleiben oder sich vergrößern, dann hat eines der beiden Fahrzeuge einen Spurwechsel vollzogen und damit die Folgefahrt eingeleitet. Nimmt der Abstand gleich zu Beginn einer Folgefahrt ab, ist das vorausfahrende Fahrzeug in der gleichen Spur innerhalb des Erfassungsbereichs⁵ der Umfeldsensorik gelangt und das Egofahrzeug nähert sich weiter an.

Die Folgefahrt dauert so lange an, bis ein Fahrzeug die Spur wechselt oder bis sich das vorausfahrende Fahrzeug entfernt und von der Sensorik nicht mehr erfasst wird. Während der Folgefahrt bleiben die beiden Fahrzeuge in der gleichen Spur.

Die Zugehörigkeit des Objektes zur gleichen Fahrspur wurde mit einem Offline-Verfahren geprüft. Mit Hilfe eines Vergleichs von Querabstand bei der aktuellen Entfernung und dem Querversatz, den das Egofahrzeug auf Basis seiner Geschwindigkeit und seiner Gierate beim Durchfahren dieser Strecke aufbaut, kann eindeutig die Fahrspurzugehörigkeit nachgewiesen werden.

Aus dem Datensatz konnten somit ca. 9000 Folgefahrten extrahiert werden, die länger als $t = 5$ s andauern. Die Folgefahrten enthalten keine Auffahrunfälle.

4.3 Erzeugung von Testdaten für Auffahrunfälle

Um den Einfluss der Unsicherheiten bewerten zu können, muss das Kritikalitätsmaß, die TTR, ausgewertet werden. Damit die Auswertung zum Zeitpunkt $t_{\text{TTR}} = 0$ s stattfinden kann, muss ein Eingriff notwendig sein, um einen drohenden Auffahrunfall zu vermeiden. Im aufgezeichneten Datensatz sind keine Unfallsituationen enthalten. Um aus den unfallfreien Daten einen Auffahrunfall für die Simulation stellen zu können, werden die einzelnen Datensätze manipuliert. Die Erzeugung der nötigen Auffahrsituationen erfolgt nach der statistischen Verteilung der Unfallursachen. Diese berücksichtigt sowohl das Verhalten des vorausfahrenden Fahrzeugführers (Objekt) als auch das Verhalten des Fahrers des Eigenfahrzeugs (Ego), dessen Fehlverhalten zum Auffahrunfall führt. Frontalkollisionen sind nach [Hoffmann 2008] in über 70% der Fälle auf einen nicht aufmerksamen oder einen abgelenkten Fahrer zurückzuführen. Nach den Unfallszenarien bremst in 37% der Frontalkollisionen das vorausfahrende Fahrzeug plötzlich ab, während das Folgefahrzeug mit ungefähr konstanter Geschwindigkeit weiterfährt. In weiteren 30% der Fälle kommt das vorausfahrende Fahrzeug aufgrund der Bremsung bereits zu zum Stehen. In 14% der Fälle ist allein die überhöhte Geschwindigkeit des Folgefahrzeugs die Unfallursache.

⁵der für die Abbildung 4.2 auf 80 m begrenzt wurde

Im Folgenden wird ein Verfahren vorgestellt, welches das Fahrverhalten der am Unfall beteiligten Fahrer möglichst realistisch nachgebildet. Durch Manipulation der Messdaten können realistische Unfallszenarien auf zwei unterschiedliche Arten erzeugt werden. Zum einen kann der Objektbeschleunigung ab einem beliebigen Zeitpunkt eine Verzögerung überlagert werden, wobei das Objekt seinen aufgezeichneten Geschwindigkeitsverlauf bis zum Zeitpunkt der Überlagerung beibehält. Zum anderen entsteht eine Unfallsituation, wenn das Objekt mit seinem originalen Geschwindigkeitsverlauf weiterfährt, jedoch die Geschwindigkeit des Ego-Fahrzeugs erhöht wird. Die Ego-Geschwindigkeit wird in diesem Falle sukzessive erhöht, bis während einer aufgezeichneten Folgefahrt ein Auffahrunfall eintritt. Die maximale zusätzlich nötige, überlagerte Offset-Geschwindigkeit für die Testdaten liegt bei $v^+ = 12 \text{ m/s}$. Damit ergeben sich jeweils für die beiden skizzierten Unfallszenarien veränderte Abstandsverläufe, wie sie beispielhaft in Abbildung 4.3 gezeigt werden.

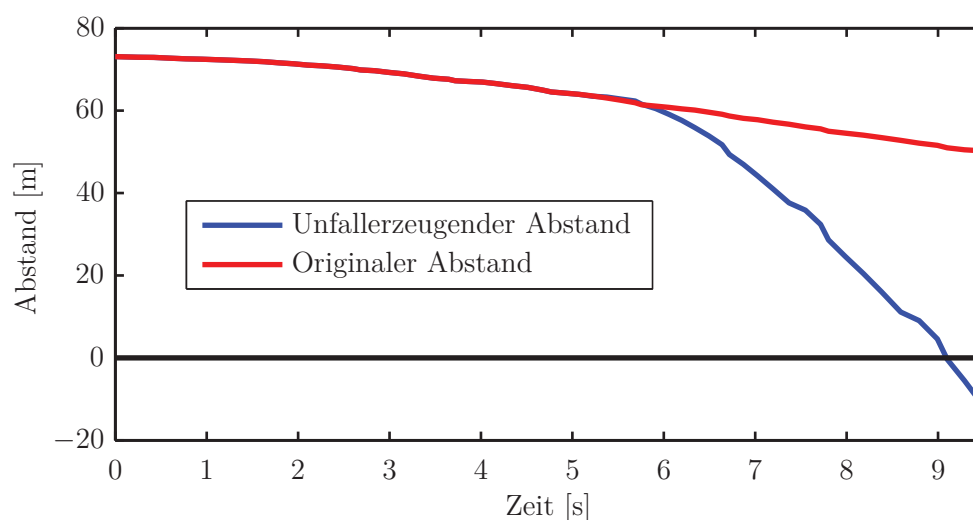


Abbildung 4.3: Abstandsverläufe im Original und mit einem überlagerten Bremsseingriff.

Zur Bewertung der Unsicherheiten tragen vor allem die ca. 9000 Unfalldatensätze bei, die mit Hilfe der Bremsmanipulation erzeugt wurden. Der Grund ist die dynamischere Relativbewegung, die größere Fehler in der Berechnung der TTR verursacht. Eine realitätsnahe Gewichtung der Bewegungsmanipulationen wird zur Erstellung des Fehlermodells verwendet. Der spezifische Verlauf der Verzögerung für die Objektbremsung ist ein weiteres wichtiges Merkmal der Unfallsituation, das in der Auswertung der Unsicherheiten in Kapitel 5 beschrieben wird.

4.4 Auswertung der Unsicherheiten

Das Vorgehen zur Auswertung der Unsicherheiten in Messung und Prädiktion basiert auf einem Vergleich der letztmöglichen Eingriffszeitpunkte bei $t_{\text{TTR}} = 0 \text{ s}$ in den jeweiligen 9000 Unfalldatensätzen. Zum Vergleich herangezogen wird zum einen die wahre TTR $t_{\text{TTR,real}}$. Sie wird ohne Unsicherheiten erzeugt, d.h. die Daten aus der Umfeldmessung werden als real vorliegende Daten angenommen und die Prädiktionsverfahren erhalten den wahren Verlauf der Relativbewegung. Damit werden die Referenzmanöver für das Bremsen und Ausweichen erzeugt, an denen sich die unter Berücksichtigung der Unsicherheiten erzeugten Manöver messen lassen. Diese Eingriffszeitpunkte $t_{\text{TTR,pred}}$ werden berechnet, indem die jeweils zu untersuchende Unsicherheit dem zuvor als real angenommenen Messwert aufgeprägt wird. Die Prädiktion wird mit den jeweiligen aktuellen Werten der Relativbewegung durchgeführt, weshalb die Prädiktionsunsicherheiten immer in die Auswertung mit eingehen.

Der Vergleichswert der Unsicherheitsbetrachtung wird festgelegt auf

$$\Delta t_{\text{TTR}} = t(t_{\text{TTR,pred}} = 0 \text{ s}) - t(t_{\text{TTR,real}} = 0 \text{ s}) . \quad (4.1)$$

Wenn man die Zykluszeit für die Fahrzeugfunktion berücksichtigt, in der ein Eingriff entschieden und ausgelöst werden kann, muss der Nulldurchgang des prädizierten TTR-Verlaufs $t_{\text{TTR,pred}} = 0$ zusätzlich mit den Zykluslaufzeiten der Funktion diskretisiert werden. Hat man bei einer Zykluslaufzeit der Funktion, z.B. von $t_{\text{fun}} = 0,1 \text{ s}$, einen Fehler in der TTR-Schätzung von $\Delta t_{\text{TTR}} = -0,2 \text{ s}$, dann würde die Funktion zwei Zykluslaufzeiten

$$\Delta_{\text{TTR}} = \frac{\Delta t_{\text{TTR}}}{t_{\text{fun}}} = -2 \quad (4.2)$$

mit $\Delta_{\text{TTR}} \in \mathbb{Z}$ zu früh auslösen. Bei einem Fehler von $\Delta t_{\text{TTR}} = 0,21 \text{ s}$ würde die Auslöseentscheidung drei Zyklen zu spät mit $\Delta_{\text{TTR}} = 3$ getroffen werden. Es kommt demnach eine zusätzliche Verzögerung von $3 \cdot 0,1 \text{ s} - 0,21 \text{ s} = 0,09 \text{ s}$ als Fehler hinzu. Diese Quantisierung ermöglicht die zusätzliche Berücksichtigung einer real auftretenden Ungenauigkeit in der zeitlichen Eingriffsplanung.

In Abbildung 4.4 ist das Vorgehen zur Auswertung der Unsicherheiten graphisch dargestellt. Durch eine Variation der Simulationsparameter wird der Einfluss der Unsicherheiten auf das Systemverhalten quantitativ dargestellt. Auch nicht modellierbare Fehlerquellen und unvorhersehbares menschliches Fahrverhalten werden durch die Verwendung von im Straßenverkehr eingefahrenen Messdaten nicht vernachlässigt. Die Verwendung von Messdaten wird durch die Erzeugung der Referenzmanöver, die ein vollständiges Situationswissen benötigen, ermöglicht.

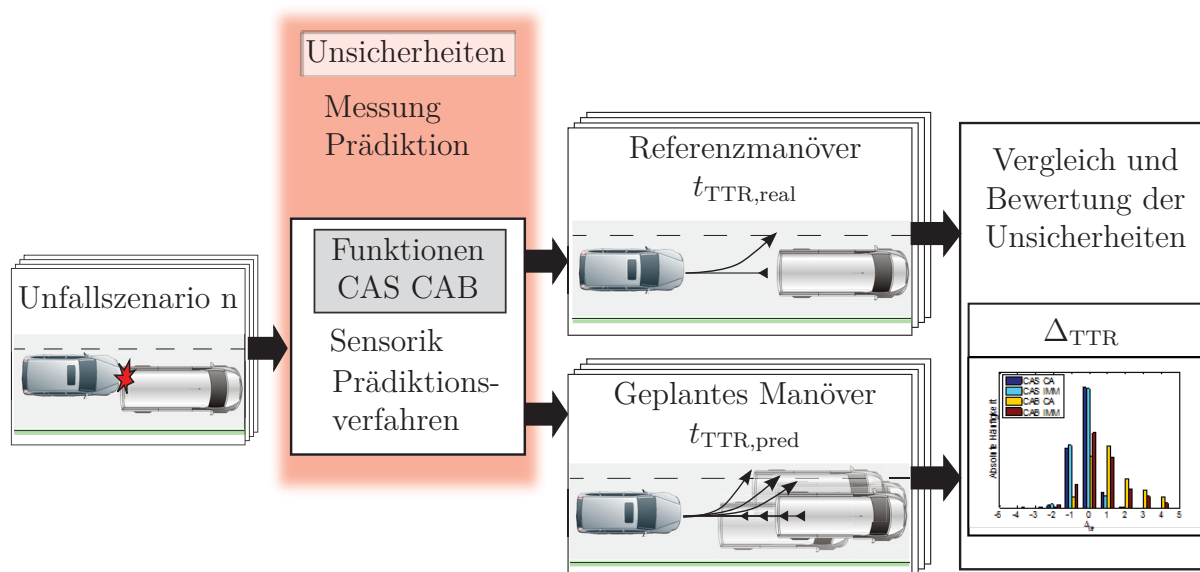


Abbildung 4.4: Übersicht über das Vorgehen zur quantitativen Auswertung und dem Vergleich der Unsicherheiten.

In Abbildung 4.5 ist eine Übersicht über die Abläufe in der Simulationsumgebung dargestellt, die den Vergleich der Unsicherheiten in der TTR auf Basis von realen Fahrdaten ermöglicht. Die Bestimmung der Referenzwerte für die Eingriffszeitpunkte im Zweig „ohne US“, also ohne Mess- und Prädiktionsunsicherheiten, ermöglicht dabei eine aussagekräftige Bewertung der jeweiligen Unsicherheiten.

Nach der Initialisierung des Fahrzeugsystems mit Parametern für das Bremssystem und die Umfoldsensorik werden die Folgefahrten aus der Datenbank einzeln geladen. Dabei werden die Umfeldparameter, wie der Reibwert oder der Steigung, festgelegt, um später deren Einfluss bei der Bestimmung des Eingriffszeitpunktes bestimmen zu können. Anschließend wird die Bewegung der jeweiligen Fahrzeuge zur Erzeugung eines Auffahrunfalls, z.B. mit einem Bremsenriff des Vordermannes, überlagert. Im nächsten Schritt werden die Eingriffe mit und ohne Unsicherheiten einzeln geplant:

- Die Eingriffe mit Mess- und Prädiktionsunsicherheiten werden mit den aus Kapitel 3 bekannten Modellen und Systemkomponenten erstellt.
- Die Referenzeingriffe für CAS und CAB werden ohne Berücksichtigung von Unsicherheiten in Messung und Prädiktion bestimmt.

Die so gewonnenen prädizierten Brems- und Lenkeingriffszeitpunkte werden mit den Referenzwerten verglichen. Damit können die Unsicherheiten und deren Einfluss auf die zeitliche Eingriffsentscheidung quantitativ bewertet werden.

Dieser Ablauf wird jeweils für die ca. 9000 Datensätze durchgeführt, um eine bestimmte Unsicherheit auswerten zu können. Jeder der Datensätze kann dabei mehrmals verwenden

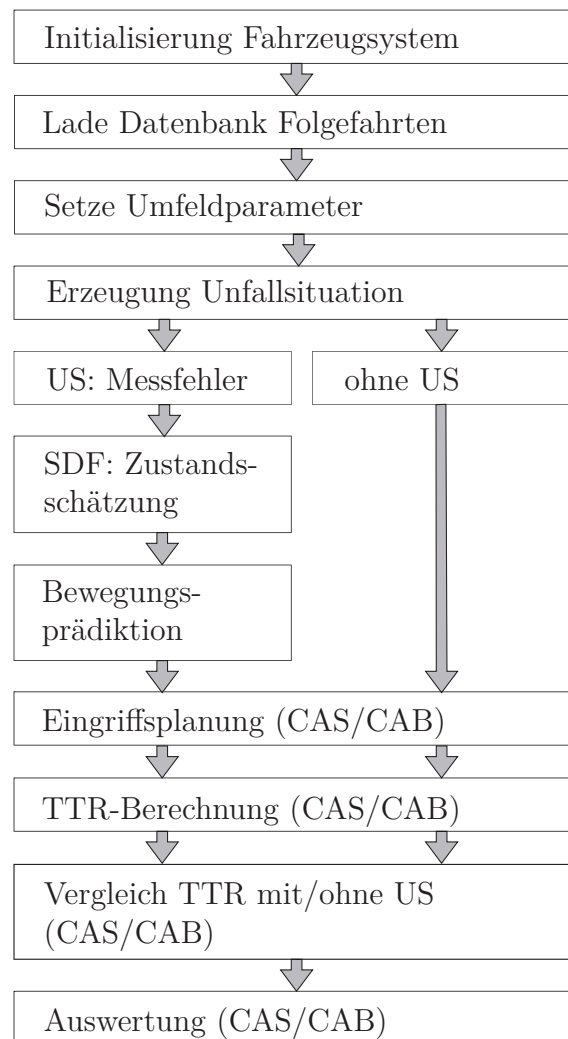


Abbildung 4.5: Ablauf der Datenverarbeitung in der Simulationsumgebung.

det werden, um verschiedene Unfall erzeugende Eingriffe und deren Auswirkung auf die Prädiktionsunsicherheit darzustellen.

4.5 Zusammenfassung

Um die Unsicherheiten in der Entscheidungsfindung auszuwerten, werden Messdaten aus mehreren 10000 km langen Fahrten im Straßenverkehr als Grundlage herangezogen. Daraus können ca. 9000 Folgefahrten extrahiert werden. Die Folgefahrten werden so manipuliert, dass in jedem Datensatz eine Unfallsituation entsteht. Dies geschieht mit Hilfe einer Geschwindigkeits- oder Beschleunigungsüberlagerung, entsprechend dem realen Unfallgeschehen. Um ein Fehlermodell für die Berechnung der TTR zu erzeugen, wird eine Simulationsumgebung eingesetzt, die die benötigten Unfallsituationen auf Basis der realen Fahrdaten erstellt. Damit ist es möglich, die Notbrems- und Ausweichmanöver unter Berücksichtigung der Mess- und Prädiktionsunsicherheiten zu berechnen und auszuwerten.

Um die Unsicherheiten quantitativ erfassen zu können, wird die TTR für ein Referenzmanöver mit der TTR eines unter Berücksichtigung von Unsicherheiten erstellten Manövers verglichen. So können Ansätze für Prädiktionsverfahren gegenüber realem Fahrverhalten bewertet werden.

5 Quantitative Beschreibung und Bewertung der Systemabhängigkeiten

Im Folgenden wird der Einfluss der Unsicherheiten in realen Fahrsituationen dargestellt. Die Darstellung geschieht anhand des Fehlers in der TTR. Als Datengrundlage werden die in der Simulationsumgebung erzeugten Unfallsituationen verwendet. Die Methode zur Erzeugung der Testdaten hat großen Einfluss auf die maximalen Fehler in der TTR. Daher wird vor der Auswertung die Art der Manipulation der aufgezeichneten Daten beschrieben.

Die Evaluation der Systemabhängigkeiten kann grundsätzlich analytisch oder über *Monte-Carlo-Methoden* erfolgen. Eine analytische Betrachtung der Unsicherheiten ist aus folgenden Gründen nicht zielführend:

- Die Bewertung der einzelnen Unsicherheiten wird erschwert. Der Einfluss auf den Fehler in der TTR (und damit die Bewertung) hängt maßgeblich von den kinematischen Zuständen ab. Wenn die Relativgeschwindigkeit zwischen beiden Fahrzeugen groß ist, dann wird ein relativ langer Brems- bzw. Ausweichweg benötigt. Wird bei der Planung der Aktion der Reibwert als zu betrachtende Unsicherheit nicht richtig geschätzt, summiert sich der Fehler über die Länge der Strecke auf. Der Relativabstand, die initiale Relativgeschwindigkeit und der Verlauf der Relativbeschleunigung tragen hierzu ebenso wie der Verlauf des Reibwertes bei. Eine analytische Auswertung würde demnach ein mindestens 5-dimensionales Parameterfeld (drei Parameter für Relativbewegung, ein Parameter für die Unsicherheit im Reibwert, ein Parameter für den Fehler) umfassen.
- Die Vergleichbarkeit der Einflüsse von verschiedenen Unsicherheiten untereinander ist mit einem mehrdimensionalen Parameterfeld nicht möglich.

Daher wird die Bewertung der Unsicherheiten mittels einer *Monte-Carlo-Simulation* durchgeführt. Die Überlagerungen der Beschleunigungsverläufe des Vorausfahrenden zur Erzeugung einer Unfallsituation werden über allen Testdatensätzen variiert. Als Bewertungsgrundlage dienen hierbei die Testdaten, die reale Fahrsituationen enthalten. Die ki-

nematischen Zustände werden entsprechend ihrer Häufigkeit in den Testdaten gewichtet, wodurch sich die Dimensionalität für die Auswertung um die Anzahl der kinematischen Parameter verringert. Die Auswertung wird jeweils für eine Unsicherheit durchgeführt. Die Fehler in der TTR werden mit Mitteln aus der deskriptiven Statistik, z.B. mit Boxplots, dargestellt und statistisch ausgewertet.

Im folgenden Abschnitt werden die einzelnen Unsicherheiten in der Prädiktion und in der Messung modelliert und in ihren Auswirkungen auf das Systemverhalten verglichen und bewertet. In Kapitel 5.2 werden auf Basis der Auswertung Nutzenszenarien identifiziert, für die ein Brems- oder Ausweichmanöver trotz vorhandener Unsicherheiten möglich ist. Die Spezifikationen für die Sensorik werden in Kapitel 5.3 abgeleitet, die eine Mindestanforderung an die Güte der Messwerte darstellen, um ein sicheres Brems- und Ausweichmanöver zu ermöglichen.

5.1 Modellierung und Vergleich der Unsicherheiten

Die Unsicherheiten werden in Mess- und Prädiktionsunsicherheiten unterschieden und getrennt ausgewertet. Prädiktionsunsicherheiten können ohne Berücksichtigung von Messunsicherheiten ausgewertet werden, wohingegen Messunsicherheiten Einfluss auf die Prädiktion der Relativbewegung und damit auf Prädiktionsunsicherheiten haben.

Die Prädiktionsunsicherheiten sind abhängig von der Güte der Zustandsschätzung der Relativbewegung und des zukünftigen Verhaltens der Fahrzeugführer. Daher werden die zwei vorgestellten Zustandsschätzer und die Prädiktionsverfahren aus Kapitel 3.3, die unterschiedliche Modellannahmen bezüglich des Fahrverhaltens haben, für die Auswertung eingesetzt und miteinander verglichen. Mit den Auswertungen für die SMP und MMP werden Rückschlüsse auf die Komplexität der Bewegungsprädiktion gezogen.

Um eine Vergleichbarkeit der Messunsicherheiten zu gewährleisten, muss deren Einfluss auf die Prädiktionsunsicherheiten beachtet werden. Die Relativbewegung wird deshalb für die Auswertung der Messunsicherheiten auf die gleiche Weise manipuliert. Das bedeutet, dass für jede zufällig generierte Manipulation eines realen Datensatzes alle zu betrachtenden Messunsicherheiten eingesetzt und ausgewertet werden müssen, um die Vergleichbarkeit zu gewährleisten. Als Prädiktionsverfahren wird hierbei die SMP eingesetzt.

5.1.1 Unsicherheiten in der Prädiktion

Die Unsicherheiten in der Prädiktion werden mit den Prädiktionsverfahren SMP und MMP ausgewertet. Der Einsatz von zwei sehr unterschiedlichen Verfahren lässt einen Rückschluss darauf zu, welche maximale Güte die Prädiktion erreichen kann.

Die SMP ist ein Verfahren, das auf einem einzelnen Bewegungsmodell beruht. Es wird nur dann die Bewegung mit sehr hoher Güte beobachtet und prädiziert, wenn eine konstante Beschleunigung anliegt. Daher ist zu erwarten, dass bei Testszenarien mit konstantem Beschleunigungsverlauf der Fehler in der Bestimmung der TTR gering ist. Im Gegensatz dazu wird ein größerer Fehler erwartet, wenn der Objektbewegung veränderliche Beschleunigungsverläufe aufgeprägt werden.

Die MMP beruht auf einem adaptiven Zustandsschätzer und einer adaptiven Bewegungsprädiktion, die drei Bewegungsmodelle vereinen. Daher ist zu erwarten, dass bei Objektbewegungen mit konstantem Beschleunigungsverlauf der Fehler dem der SMP entspricht, wobei die Filterparameter, wie in Kapitel 3.6 beschrieben, entsprechend eingestellt werden müssen. Bei gestuftem Beschleunigungsverlauf wird eine Verbesserung der Performance der MMP erwartet, da die adaptive Prädiktion sowohl ein konstantes als auch veränderliches Beschleunigungsverhalten berücksichtigt.

Für die Planung der Bremsmanöver (CAB) und Ausweichmanöver (CAS) werden keine Messunsicherheiten berücksichtigt. Die Fehler werden mit Hilfe von Boxplots dargestellt. Diese eignen sich zur übersichtlichen Darstellung des Median und der Verteilung der Quartile. Die darstellenden Elemente der Boxplots sind der Median M und die Box B mit den Längen b_1 und b_2 . Diese beschreiben die Werte ausgehend vom Median bis zum 25%-Quantil und 75%-Quantil. Dieser Wertebereich, in dem sich 50% der Daten befinden, wird als *Interquartilsabstand* (IQR) bezeichnet. Die Länge l der Antennen ist auf $l_i = par \cdot b_i$ mit $i = 1, 2$ für die obere und untere Antenne begrenzt. Die außerhalb davon befindlichen Werte werden als Ausreißer bezeichnet. Wird eine Normalverteilung angenommen, werden für den Parameter $par = 1,5$ ca. 99,3% der Werte mit der Box B und den beiden Antennen überdeckt. Das entspricht bei Annahme einer Normalverteilung einem Sigma-Band von $\sigma = \pm 2,7$.

Die Art der Bremseingriffe basiert auf dem Bremsziel des Fahrers des Objektfahrzeuges, das entweder mit einer konstanten, einer ansteigenden oder einer abfallenden Bremsbeschleunigung erreicht werden kann. Im Folgenden wird zunächst die Modellierung der Beschleunigungsverläufe vorgestellt, bevor die Auswertung der resultierenden Unsicherheiten durchgeführt wird.

Modellierung des Objektbremseingriffes

Das Fahrverhalten des Objektfahrzeuges beeinflusst die Relativbewegung und führt bei einer Bremsung zu einem Auffahrunfall, wenn man annimmt, dass der Fahrer des Egofahrzeuges nicht aufmerksam bzw. abgelenkt ist und daher nicht entsprechend reagiert. Im Folgenden werden die Prädiktionsverfahren anhand unterschiedlicher Fahrverhalten in Längsrichtung untersucht. Dazu werden drei realistische Bremsingriffe des Objektfahrzeuges, basierend auf unterschiedlichen Beschleunigungsverläufen, verwendet. Das Bremsverhalten eines Menschen hängt von der Verkehrssituation vor dem Fahrzeug, dem resultierenden Bremswunsch und den Fähigkeiten des Fahrers, den Bremswunsch umzusetzen, ab.

Die Fähigkeit des Fahrers, seinen Bremswunsch richtig umzusetzen, wird in [Grzesik 2009] beschrieben. Demnach kann ein „geübter Bremsler“ eine Zielbremsung mit einer einzigen Pedalaktuierung ausführen, ohne den Pedalweg nachregeln zu müssen, um eine bestimmte Zielgeschwindigkeit oder einen bestimmten Zielpunkt zu erreichen. Dies entspricht einem konstanten Verzögerungswert während der Bremsung. Ein „ungeübter Bremsler“ hingegen muss mehrmals nachregeln, indem er verschiedene Positionen des Bremspedals („Bremsplateaus“) einstellt. So versucht er für jeweils eine gewisse, dem Fahrer eigene Zeitdauer abwechselnd, die beiden Anforderungen, also eine Zielgeschwindigkeit und einen Zielpunkt, zu erreichen, siehe Abbildung 5.1.

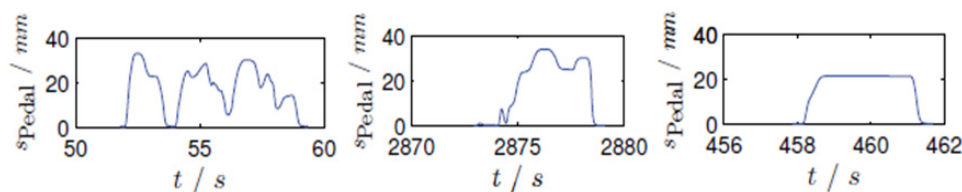


Abbildung 5.1: Verschiedene Aktuierungsprofile des Bremspedals, angeordnet nach abnehmendem „Nachregelaufwand“, aus [Grzesik 2009].

Eine Bremsaufgabe wird über das abwechselnde Überprüfen der beiden Bremsziele ausgeführt. Je nach Fähigkeiten des Fahrers werden dabei die unterschiedlichen „Bremsplateaus“ sichtbar. Wenn sich während einer Bremsung die Bremsaufgabe, und damit die Bremsziele, ändern, werden die Anforderungen neu definiert und vom Fahrer wieder mit der ihm eigenen Nachregelungsdauer abwechselnd eingestellt.

Die Bremsaufgabe ändert sich dann, wenn sich z.B. die Verkehrssituation vor dem Fahrzeug ändert. Die Situation vor dem Fahrzeug kann im Allgemeinen die drei Bremsingriffe hervorrufen, die in Abbildung 5.2 vereinfacht dargestellt sind. Der Fahrer verringert seine Geschwindigkeit mit einer konstanten Verzögerung von $a_{obj,1}(t)$ über dem Zeitverlauf t . Je nach Entfernung des stehenden oder bewegten Hindernisses wird die Stärke des Eingriffes gewählt. Die beiden weiteren Möglichkeiten hängen von der Entwicklung der Verkehrs-

situation ab. Wird die Situation gefährlicher, bremst der Fahrer stärker und es ergibt sich ein Verlauf $a_{obj,2}(t)$. Dabei wird ein neues Bremsplateau eingestellt, das erst nach einer dem Fahrer eigenen Nachregeldauer verändert wird, sofern es nötig ist. Gleiches gilt für die dritte Möglichkeit. Entschärft sich die Situation, löst der Fahrer das Bremspedal komplett oder er verzögert weniger, was einen Verlauf $a_{obj,3}(t)$ erzeugt. Der Verzögerungsverlauf kann sich generell nach einer initialen Bremsbetätigung konstant, ansteigend oder abfallend weiter entwickeln. Weitere Minima oder Maxima im Bremsverlauf werden aufgrund der kurzen Zeitdauer der Situationen nicht berücksichtigt.

Demnach werden drei mögliche, realistische Verzögerungsarten $a_{obj,i}(t)$ mit $i = 1, 2, 3$ für die Objektbremsung basierend auf unterschiedlichen Längen der jeweiligen Pedalaktuierungszeiten t_{akt} und der Ansprechzeit der Bremsverzögerung t_a modelliert, wie in Abbildung 5.2 dargestellt.

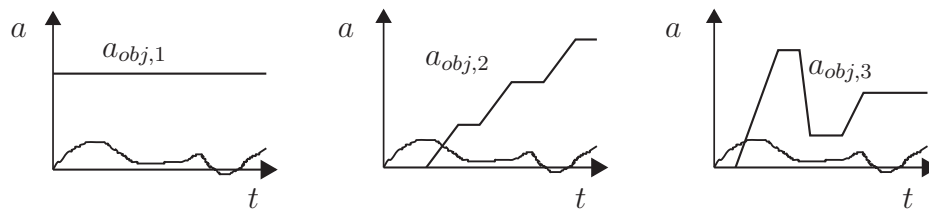


Abbildung 5.2: Darstellung der Bremsingriffe $a_{obj,i}(t)$ mit $i = 1, 2, 3$, die der aktuellen longitudinalen Fahrzeugbeschleunigung $a_{obj}(t)$ zu überlagern sind, um einen Auffahrunfall zu erzeugen.

Bei einer unterschiedlich starken, konstanten Objektbremsung werden die Verzögerungswerte für das Objekt mit

$$a_{obj,1} = a_1 \text{ m/s}^2 \quad \text{mit} \quad 1 \leq a_1 \leq 10 \quad (5.1)$$

überlagert. Die Verzögerungsart $a_{obj,2}(t)$ ist der ansteigende, gestufte Verlauf für die Beschleunigungswerte. Die Objektbremsung wird daher mit den Werten

$$a_{obj,2} = -[b_1 \ b_2 \ b_3] \text{ m/s}^2 \quad \text{mit} \quad 1 \leq b_1 < b_2 < b_3 \leq 10 \quad (5.2)$$

parametriert. Als drittes Bremsverhalten wird die Bremsung mit dem Verlauf

$$a_{obj,3} = -[c_1 \ c_2 \ c_3] \text{ m/s}^2 \quad \text{mit} \quad c_1 > c_2 < c_3, \ 1 \leq c_i \leq 10 \text{ für } i = 1, 2, 3 \quad (5.3)$$

nachgestellt. Falls $c_1 \gg c_2$ gilt, spricht man von einer „Schreckbremsung“ des Vorfahrenden [Weise 2003]. Aus einer Schreckempfindung heraus betätigt der Fahrer die Bremse im ersten Moment sehr stark, erkennt dann aber seine Überreaktion und löst die Bremse wieder, um ein kontrolliertes Bremsmanöver einzuleiten. Die Zeitwerte t_a und t_{akt} sind jeweils situations- und fahrerabhängig einzustellen.

Testszenarios mit konstantem Beschleunigungsverlauf

Zunächst werden die Auswirkungen der Unsicherheiten in der Prädiktion bei einer unterschiedlich starken, aber konstanten Objektbremsung untersucht. Dieser Eingriff beschreibt eine Bremsung, bei der der Fahrer nicht mit Hilfe einer weiteren Pedalbewegung korrigieren muss, um sein Bremsziel zu erreichen. Damit der Fahrer sein Bremsziel nicht ändern muss, ist außerdem vorauszusetzen, dass sich das Umfeld vor dem Bremsenden wie erwartet verhält. Dies trifft z.B. bei Annäherung an ein Stopp-Schild oder ein stehendes Fahrzeug zu.

Die Verzögerungswerte für das Objektfahrzeug werden ab einem zufälligen Zeitpunkt während der Fahrgeschwindigkeit auf drei unterschiedliche Werte mit $a_{obj} = -[4 \ 7 \ 10] \text{ m/s}^2$ eingestellt, um die Unterschiede für eine schwache Bremsung bis zur maximalen Verzögerung darzustellen. Die gewünschte Verzögerung wird dabei unter Berücksichtigung des Bremsmodells aus Kapitel 3.5.1 dem tatsächlichen Beschleunigungsverlauf überlagert. Hierbei ist darauf zu achten, dass die Grenzen der maximal möglichen Verzögerungswerte des Objektfahrzeuges nicht überschritten werden. Da für diese Auswertung optimale Umweltbedingungen angenommen werden, kann von einer maximal möglichen Verzögerung von $a_{x,max} = 10 \text{ m/s}^2$ ausgegangen werden.

Ein weiterer freier Parameter des Bremsmodells ist der Gradient r_{obj} des Beschleunigungsverlaufes, mit dem die Werte a_{obj} erreicht werden. Die Beschleunigungsänderung r_{obj} wird bei einer Gleichverteilung aus dem Intervall

$$r_{obj} = \frac{\Delta a}{\Delta t} = \frac{a_{obj,0} - a_{obj}}{t_b} = [8 \dots 16] \text{ m/s}^3 \quad (5.4)$$

mit der aktuellen Fahrzeug-Längsbeschleunigung von $a_{obj,0}$ entnommen. Die Änderung der Verzögerung entspricht nach [Grzesik 2009] einer eher langsamen bis maximal schnellen Pedalaktuierung zur Einstellung des Bremswunsches. Wird das Pedal maximal schnell betätigt, entspricht der Wert des Gradienten dem minimal möglichen Verzögerungswert t_b aus dem Bremsmodell nach Kapitel 3.5.1.

Abbildung 5.3 zeigt die Fehler Δ_{TTR} nach Kapitel 4.4 in der Prädiktion mit den Prädiktionsverfahren SMP und MMP als Vergleich in einem Boxplot. Dabei bezeichnet CAS_{s4} den Fehler bei der Planung eines Ausweichmanövers mit dem SMP-Verfahren für die Objektbremsstärke von 4 m/s^2 und CAS_{m4} für das entsprechende MMP-Verfahren. Gleiches gilt für CAB_{m4} und CAB_{s4} und so fort.

Bei konstanter Verzögerung der Objektbewegung ergibt sich ein generell kleiner Planungsfehler für die Ausweichmanöver CAS, die mit der SMP oder der MMP geplant werden. Der Median liegt durchgängig auf $\Delta_{TTR} = 0$ und bis auf einige Ausreißer werden alle Eingriffe maximal zwei Zyklen zu früh und bis zu einem Zyklus zu spät geplant.

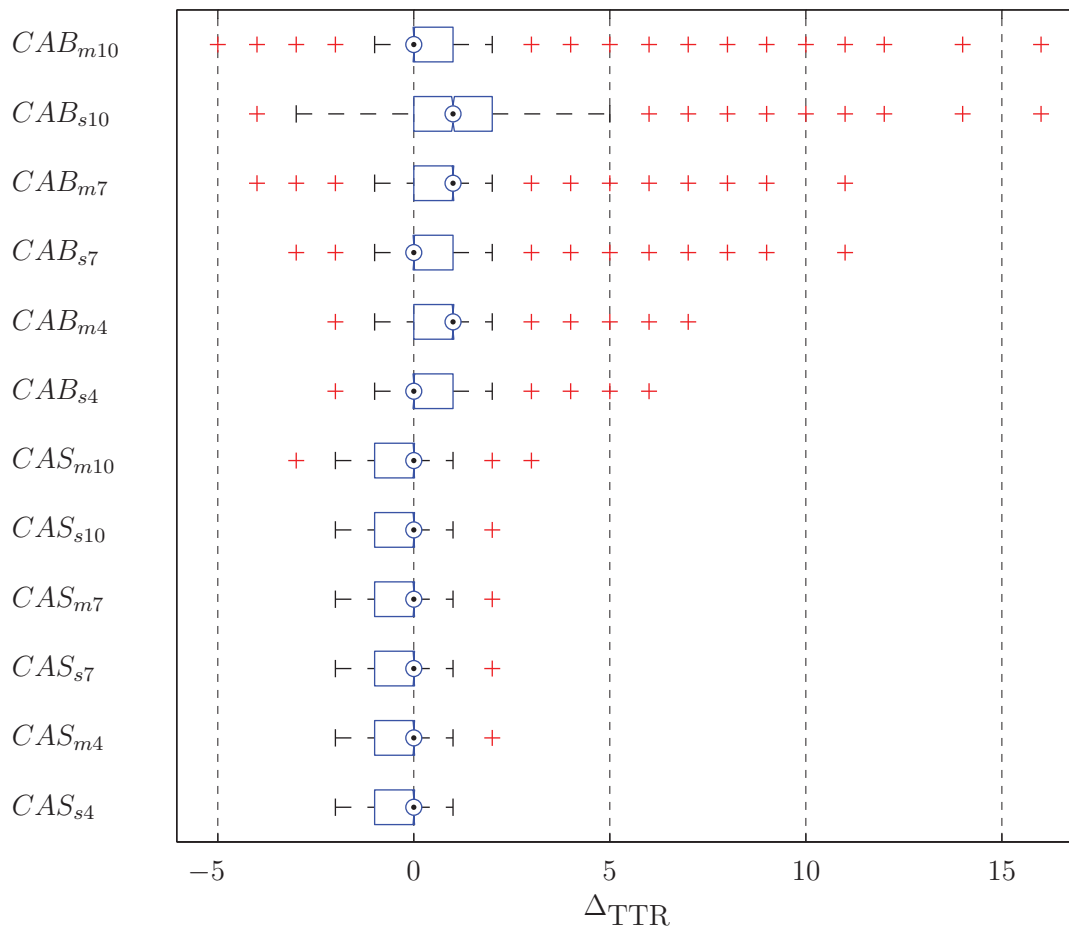


Abbildung 5.3: Fehler in der Bestimmung des Eingriffszeitpunktes Δ_{TTR} bei konstanter Objektbremsung.

Bei der Planung der Bremsmanöver CAB bleibt der Median für die Eingriffsverzögerungen $a_{obj} = 4 \text{ m/s}^2$ und $a_{obj} = 7 \text{ m/s}^2$ bei Verwendung der SMP auf $\Delta_{TTR} = 0$, bei Verwendung der MMP liegt der Median einen Zyklus später auf $\Delta_{TTR} = 1$. Die Fehlergrenzen innerhalb der Antennen liegen für beide Verfahren innerhalb des Intervalls von $-1 \leq \Delta_{TTR} \leq 2$. Einige Ausreißer weisen auf deutlich verzögerte Eingriffe hin. Bei weiterer Erhöhung der Objektverzögerung vergrößert sich die Streuung in CAB_{s10} auf $-3 \leq \Delta_{TTR} \leq 5$, wobei der Median der Eingriffsfehler auf $\Delta_{TTR} = 1$ liegt. Der Median für CAB_{m10} weist mit $\Delta_{TTR} = 0$ eine gute Bestimmung des Eingriffszeitpunktes auf. Die Spannweite der Antennen zeigt mit $-1 \leq \Delta_{TTR} \leq 2$ eine deutliche Verbesserung. Die verspäteten Auslösungen beider Prädiktionsverfahren gleichen sich.

Generell zeigt sich die Planung eines Ausweichmanövers unabhängig von der Stärke der konstanten Objektverzögerung und ist damit als unkritisch einzustufen. Selbst die Ausreißer überschreiten keine größeren Fehlerwerte. Die Planung eines Notbremsmanövers reagiert deutlich sensibler auf eine Erhöhung der konstanten Objektverzögerung. Insbe-

sondere bei Verwendung der SMP vergrößert sich der Fehler innerhalb der Antennen und bei den Ausreißern.

Der Unterschied in der Größe der Unsicherheiten zwischen CAB und CAS liegt in der Länge des Ausweich- bzw. Bremsweges. Der Ausweichweg steigt bei größeren Relativgeschwindigkeiten nur linear an, der Bremsweg dagegen quadratisch, wie in Kapitel 3.5.3 beschrieben. Die Testdaten setzen sich aus Folgefahrtszenarien sowie Bremsingriffen der Vorfahrenden zusammen. Sind die Bremsingriffe stärker, wird im Mittel eine höhere Relativgeschwindigkeit zwischen beiden Fahrzeugen aufgebaut, bevor das nachfolgende Fahrzeug aufgrund der prädizierten TTR reagiert. Muss das System für einen geplanten Bremsingriff im Mittel früher reagieren und für einen Ausweichingriff später, um die Kollision zu vermeiden, sind weitere Abweichungen der tatsächlichen Relativbewegung von der prädizierten Relativbewegungen möglich. Dies führt zu größeren Fehlern in der Bestimmung des Eingriffszeitpunktes. Daraus ist ersichtlich, dass die Unsicherheiten in der Planung des Eingriffszeitpunktes bei höheren Objektverzögerungen insbesondere für Bremsingriffe größer werden.

Ein Unterschied der SMP zur MMP wird hauptsächlich bei der Planung von Bremsingriffen bei Objektverzögerungen von $a_{obj} = 10 \text{ m/s}^2$ ersichtlich. Hier ist die Streuung des Fehlers bei der SMP in den Quartilen und damit auch in den Antennen geringfügig größer. Außerdem ist eine deutlich verfrühte Auslösung zu beobachten. Damit kann bei konstanten Objektverzögerungen für die MMP eine bessere Prädiktionsleistung nachgewiesen werden als für die SMP, trotz der Tatsache, dass das CA-Bewegungsmodell der SMP grundsätzlich mit dem Eingriff der konstanten Beschleunigung übereinstimmt. Die Erklärung hierfür ist, dass die MMP aufgrund ihres zusätzlichen CJ-Bewegungsmodells schneller auf die plötzlichen Objekteingriffe reagieren kann, da es die Beschleunigungsänderung in die Prädiktion mit einbezieht. Damit wird in vielen Situationen ein korrekter Eingriffszeitpunkt bestimmt, weshalb der Median bei $\Delta_{TTR} = 0$ liegt und weniger Eingriffe verspätet geplant werden.

Testszenarien mit gestuftem Beschleunigungsverlauf

Neben der konstanten Verzögerung sind zwei weitere Bremsingriffe von Interesse. Im Folgenden werden demnach gestufte Verläufe für die Verzögerung des Vorfahrenden angenommen. Die Höhe der einzelnen Stufen wird aus einer Gleichverteilung der Werte gewonnen. Dabei werden zwei unterschiedliche Bremsverhalten modelliert, eine ansteigende Verzögerung und eine abfallende Verzögerung. Die Dauer der jeweiligen Stufen ist ebenso gleichverteilt.

Zunächst wird das Bremsverhalten mit dem ansteigenden Verlauf für die Verzögerungswerte vorgestellt. Für die Objektbremsung $a_{obj,2}$ werden die Parameter b_i aus einem gleich-

verteilten Wertebereich entnommen. Die Dauer der einzelnen Aktuierungsstufen $t_{akt} = t_{s2}^i$ ist ebenso variabel und wird zufällig aus einer Gleichverteilung mit $0,5\text{ s} \leq t_{s2}^i \leq 1,5\text{ s}$ angenommen. Der Übergang zwischen den Stufen erfolgt mit einer Anstiegszeit $t_a = t_{a2}^i$, die sich für einen Übergang der Verzögerung von 0 m/s^2 auf 10 m/s^2 aus einer Gleichverteilung mit $0,2\text{ s} \leq t_{a2}^i \leq 0,8\text{ s}$ bestimmt. Diese Anstiegszeit modelliert die Zeitdauer des Druckaufbaus im Bremssystem von unbetätigter Bremse bis zur Vollverzögerung.

Das dritte Bremsverhalten ist die Bremsung mit abfallendem Verzögerungsverlauf $a_{obj,3}$, wobei die Parameter c_i wiederum aus einer Gleichverteilung entnommen werden. Die Dauer der Stufen und die Übergänge werden analog zum vorigen Bremsverhalten mit ansteigendem Verzögerungsverlauf erstellt.

Die Verteilung der Fehler aufgrund ansteigender Verläufe B und abfallender Verläufe C der Objektverzögerung bei Prädiktion mit SMP und MMP werden in Abbildung 5.4 vorgestellt.

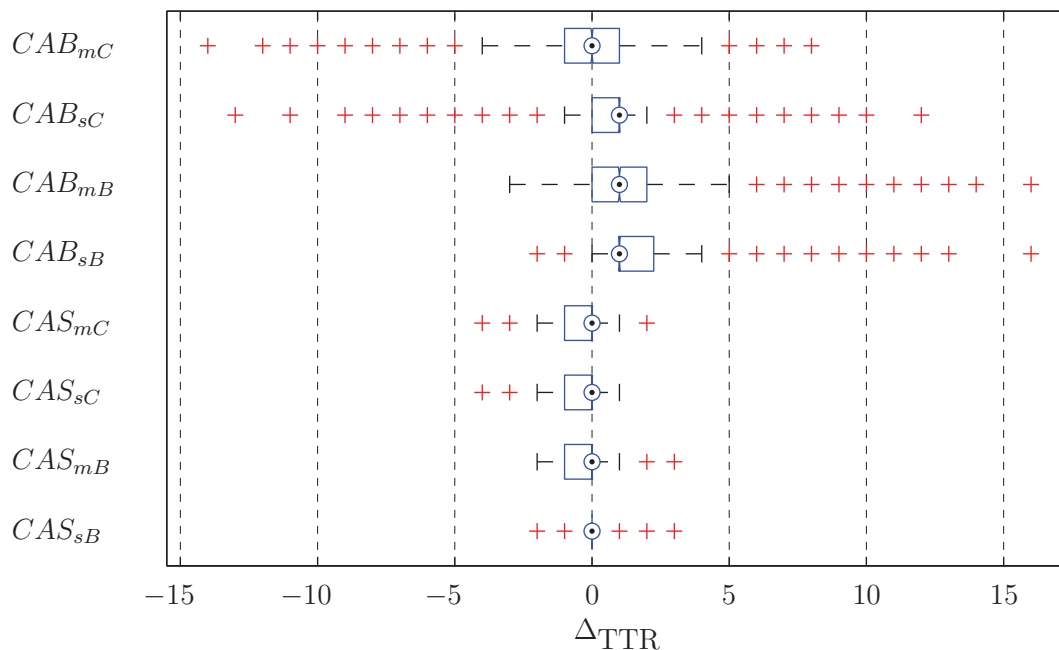


Abbildung 5.4: Fehler in der Bestimmung des Eingriffszeitpunktes Δ_{TTR} bei den gestuften Objektbremsungen B und C .

Zunächst werden die Fehler für den ansteigenden Verzögerungsverlauf B analysiert. Für $CAS\ B$ wird der Eingriffszeitpunkt für beide Prädiktionsverfahren CAS_{sB} und CAS_{mB} sehr genau berechnet. Der Median der Fehler beträgt jeweils $\Delta_{TTR} = 0$, wobei die minimalen und maximalen Werte der Antennen für die SMP ebenfalls keinen Fehler aufweisen.

Der mittlere Eingriffsfehler für CAB_{sB} und CAB_{mB} ist jeweils $\Delta_{TTR} = 1$. Der Großteil der Bremszeitpunkte aus $CAB\ B$ wird für beide Prädiktionsverfahren deutlich verspätet berechnet, im Vergleich zur Fehlerverteilung für die konstanten Objektbremsungen. Die

Ausreißer nehmen maximale Werte von bis zu $\Delta_{\text{TTR}} = 16$ an, die Antennen nehmen Werte von bis zu $\Delta_{\text{TTR}} = 5$ an. Die MMP erzeugt im Vergleich zur SMP mehr verfrühte Eingriffe.

Auf die „Schreckbremsungen“ mit dem Verzögerungsverlauf C reagieren die Planungen der Ausweichmanöver für beide Prädiktionsverfahren in CAS C bis auf einen Ausreißer bei $\Delta_{\text{TTR}} = 2$ gleich. Die Mediane weisen mit $\Delta_{\text{TTR}} = 0$ keinen Fehler auf, insgesamt ist ein leicht verfrühtes Eingreifen mit insgesamt $-4 \leq \Delta_{\text{TTR}} \leq 2$ zu beobachten.

Die Planung der Bremsmanöver CAB C gelingt mit einem mittleren Fehler von $\Delta_{\text{TTR}} = 1$ für die SMP und $\Delta_{\text{TTR}} = 0$ für die MMP gut. Für CAB_{sC} haben die Antennen einen sehr kleinen Fehlerbereich $-1 \leq \Delta_{\text{TTR}} \leq 2$, was unter anderem auf den geringen IQR mit $0 \leq \Delta_{\text{TTR}} \leq 1$ zurück zu führen ist. Allerdings gibt es einige zum Teil sehr große Fehlberechnungen. Die Ausreißer nehmen Werte im Bereich von $-13 \leq \Delta_{\text{TTR}} \leq 12$ an. Für die MMP weisen die Antennen einen symmetrischen Fehlerbereich von $-4 \leq \Delta_{\text{TTR}} \leq 4$ auf, die Ausreißer einen Bereich von $-14 \leq \Delta_{\text{TTR}} \leq 8$.

Ähnlich zu den Ergebnisse aus Kapitel 5.1.1 ist die Performance bei der Berechnung der Ausweichmanöver CAS deutlich besser als bei der Berechnung der Bremsmanöver. Die Erklärung hierfür liefert analog zum vorigen Abschnitt die kürzere Eingriffsdauer der Lenkmanöver im Vergleich zu den Bremsmanövern, was die Unsicherheiten in der Planung vergrößert.

Unterschiede in den Eingriffsfehlern für die zwei Prädiktionsverfahren werden insbesondere bei CAB ersichtlich. Die MMP reagiert im Mittel etwas früher. Die Antennen für CAB C sind für die SMP deutlich kleiner als für die MMP. Im vorigen Abschnitt hat die MMP von der schnelleren „Reaktionsfähigkeit“ mit kleineren Fehlern profitiert. Bei variablen Verzögerungsverläufen, insbesondere wenn das Objekt im Verlauf weniger stark verzögert, wird diese Eigenschaft zum Nachteil. Das Resultat ist eine nahezu symmetrische Fehlerverteilung mit mehr verfrühten als verspäteten Eingriffen.

Testszenarien mit überhöhter Geschwindigkeit

Diese Testszenarien stellen einen Sonderfall aus Kapitel 5.1.1 dar, bei dem als Unfallursache eine überhöhte Geschwindigkeit des Ego-Fahrzeugs dient. Dieser Fall ist nach Kapitel 4.3 für eine vollständige Auswertung nicht außer Acht zu lassen. Um dieses Unfallszenario zu erstellen, wird nicht die Objektbewegung beeinflusst, sondern die Egogeschwindigkeit. Die Egogeschwindigkeit

$$v_e^* = v_e + v^+ \tag{5.5}$$

wird so lange erhöht, bis innerhalb der Folgefahrt ein Auffahrunfall entsteht. Die maximal nötige, zusätzliche Geschwindigkeit für den gesamten Datensatz liegt bei $v^+ = 12$ m/s.

In Abbildung 5.5 werden die Eingriffszeitpunkte für das vorliegende Unfallszenario ausgewertet. Für die Lenkeingriffe CAS und die Bremsingriffe CAB beträgt der Median und der IQR des Fehlers jeweils $\Delta_{\text{TTR}} = 0$. Ein Unterschied zwischen SMP und MMP ist nur für CAB zu finden und ist marginal. Die Ausreißer weisen Fehler im Intervall $-2 \leq \Delta_{\text{TTR}} \leq 2$ für CAS und $-4 \leq \Delta_{\text{TTR}} \leq 1$ für CAB auf.

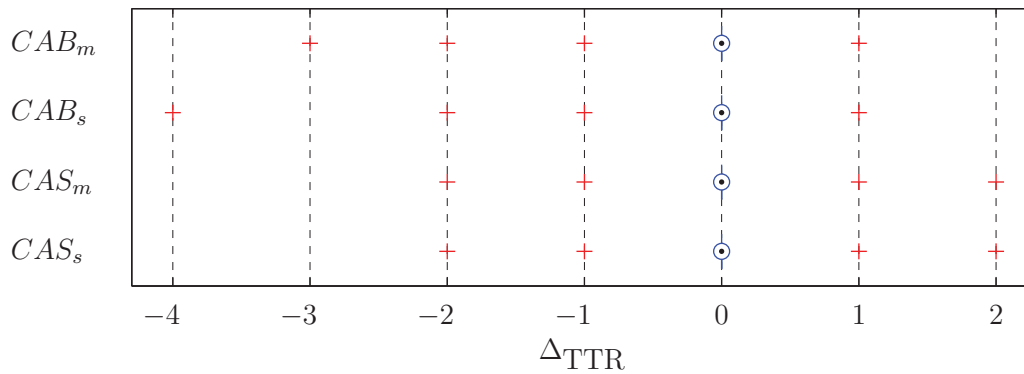


Abbildung 5.5: Fehler in der Bestimmung des Eingriffszeitpunktes Δ_{TTR} bei überhöhter Ego-Geschwindigkeit v_e^* .

Die zeitliche Eingriffsplanung hat keine maßgeblichen Prädiktionsunsicherheiten zu berücksichtigen, sofern ein Auffahrunfall aufgrund überhöhter Geschwindigkeit droht.

Bewertung

Abhängig von der Wahl des Eingriffes und des Prädiktionsverfahrens haben die Prädiktionsunsicherheiten unterschiedlich großen Einfluss auf die zeitliche Entscheidungsfindung. Generell lässt sich ableiten, dass der Großteil der Fehler für die Planung von Ausweichmanövern gering ist. Die Mediane der Fehlerverteilungen liegen unabhängig vom gewählten Prädiktionsverfahren durchgängig auf $\Delta_{\text{TTR}} = 0$ und die Größe der IQR sowie der Antennen weist keine nennenswerten Fehlplanungen nach, im Gegensatz zur Planung der Bremsingriffe. Die Güte der Eingriffsplanung für Ausweichmanöver kann als hoch bezeichnet werden, wenn die Bewegungsprädiktion als einziger Unsicherheitsfaktor berücksichtigt wird.

Der Vergleich der Prädiktionsverfahren SMP und MMP bezüglich der Ausweichmanöverplanung ergibt keine wesentlichen Unterschiede. Die SMP hat für CAS keine Ausreißer bei den konstant verlaufenden Bremsingriffen und geringere Abweichungen vom Median bei den gestuft verlaufenden Bremsingriffen des Objektes. Trotz der adaptiven Filterung und

den verschiedenen Prädiktionsmodellen gelingt es der MMP nicht, die Eingriffsplanung entscheidend zu verbessern.

Die Planung der Bremsengriffe erweist sich als deutlich unsicherer. Zwar beweist die Lage der Mediane und der Boxen, ähnlich wie bei CAS, nur eine geringe Fehlplanung, womit die Eingriffsgüte generell zufriedenstellend ist. Allerdings zeigen die Antennen und die Ausreißer deutlich größere Abweichungen auf. Bei gestuftem Verlauf der Objektbremsengriffe sowie bei starken konstanten Verzögerungen sind die Unsicherheiten vereinzelt extrem groß. Für die Durchführung des Bremsmanövers bedeutet dies, dass bei stark verspätetem Eingriff nur sehr wenig Relativgeschwindigkeit vor dem Auffahrunfall abgebaut wird oder bei stark verfrühtem Eingriff der nachfolgende Verkehr durch die starke automatische Bremsung überrascht werden könnte, da er im Zweifelsfall die Verkehrssituation als weniger kritisch einschätzt.

Die Prädiktionsverfahren unterscheiden sich bei CAB deutlicher voneinander als bei CAS. Bei starken konstanten Objektbremsengriffen hat die MMP geringere Abweichungen, bei den gestuften Verläufen sind die Antennen der SMP dagegen kürzer. Die Vorteile, die die MMP aus ihrer schnelleren Anpassungsfähigkeit bei konstanten Eingriffen erzielt, werden aufgehoben von den Nachteilen bei gestuften Eingriffen. Abhängig davon, welche Objektbremsengriffe man im allgemeinen Verkehrsgeschehen häufiger beobachtet, muss die Wahl für SMP oder MMP getroffen werden. Dies macht die Komplexität der Bewegungsprädiktion in Folgefahrten mit potentiellen Unfallsituationen deutlich. Des Weiteren kann abgeleitet werden, dass der Einsatz eines adaptiven Filters und unterschiedlicher Prädiktionsmodelle zur Beschreibung der Relativbewegung keinen deutlichen Vorteil erbringen, solange die Parametrierung nicht auf die einzelnen Filter ausgedehnt wird. Die Möglichkeit, dass die MMP das Spannungsfeld der schnellen Anpassungsfähigkeit bei dynamischen Relativbewegungen und der Robustheit in der Filterung von verrauschten Messwerten besser bedienen kann als die SMP, lässt sich von der Tatsache ableiten, dass die MMP keine derart verfrühten Ausreißer hat.

5.1.2 Unsicherheiten in der Messung

Die Auswertung der Messunsicherheiten wird systemseitig mit der SMP durchgeführt. Als Objektbremsengriff wird die konstante Verzögerung mit $a_{obj,1} = 10 \text{ m/s}^2$ eingesetzt, die sich als worst-case-Eingriff für die Prädiktionsgüte mit der SMP erwiesen hat. Dadurch werden die Auswirkungen auf verfrühte und verspätete Auslösungen sichtbar, wobei eine Änderung im Median und im IQR als maßgeblicher Hinweis für den Einfluss der Unsicherheiten gilt. Die Messunsicherheiten können nicht unabhängig von den Prädiktionsunsicherheiten ausgewertet werden, da diese zu einem späteren Zeitpunkt in der Eingriffsplanung ausgewertet werden müssen. Aus diesem Grund werden alle Messfehler

in Abhängigkeit von der Fehlerverteilung ohne Messunsicherheit ausgewertet, um den Unterschied sichtbar zu machen. Auf eine Darstellung des relativen Unterschiedes wird verzichtet, um die absoluten Fehlergrenzen darzustellen.

Entfernungs- und Geschwindigkeitsmessung

Die Unsicherheiten in der Entfernungs- und Geschwindigkeitsmessung werden allgemein als additiver mittelwertfreier Gauß'scher Rauschprozess mit dem direkten Messfehler $\tau \sim N(0, \sigma_i)$ angenommen [Hillenbrand 2007, Zheng 2003], wobei σ_i die Standardabweichung für die jeweiligen Messgrößen in $i \in \{s_x, v_x, s_y\}$ darstellt. Die Messgröße v_y wird in dieser Auswertung nicht berücksichtigt. In Kapitel 3.6.2 wird ein heuristisches Filter für die Quergeschwindigkeit zur Prädiktion der Querbewegung eingesetzt, was die Bewertung wenig aussagekräftig macht.

Um für die Fehlerabschätzung eine obere Grenze zu finden, wird der Messfehler über alle Fahrten konstant gesetzt. Abhängig von der Messvarianz des Sensors wird der Offset auf einen Wert außerhalb des $2\sigma_i$ -Bereiches gesetzt.

Nimmt man unter Berücksichtigung des $2\sigma_i$ -Bereiches für die verwendete Sensorik die Messfehler $s_x^f = [-2 \ 0 \ 2] \text{ m}$ und $v_x^f = [-2 \ 0 \ 2] \text{ m/s}$ und für den kombinierten Mess- und Prädiktionsfehler $s_y^f = [-0,5 \ 0 \ 0,5] \text{ m}$ in Querrichtung an, erhält man die Ergebnisse aus den Abbildungen 5.6, 5.7 und 5.8.

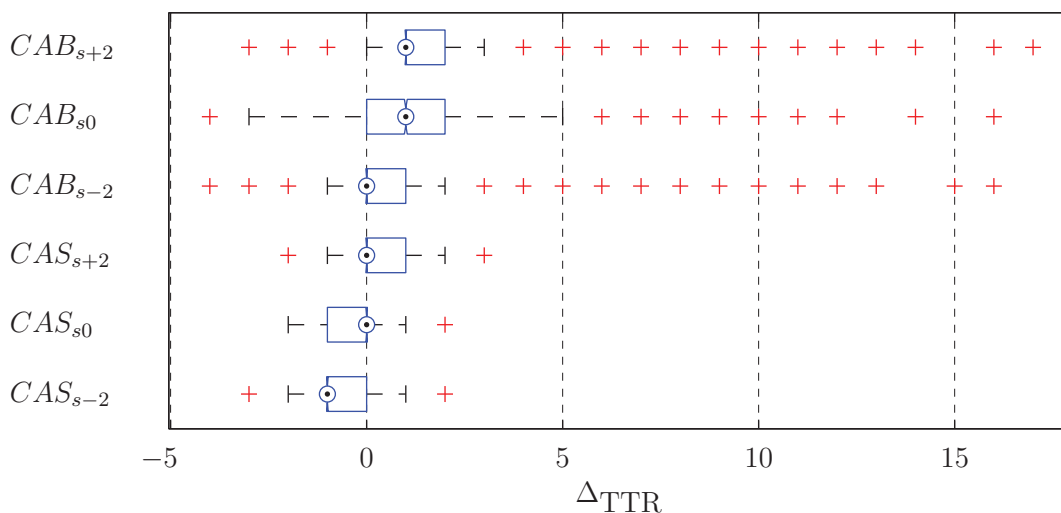


Abbildung 5.6: Fehler in der Bestimmung des Eingriffszeitpunktes Δ_{TTR} bei fehlerhafter Entfernungsmessung in Längsrichtung s_x^f .

Der Einfluss der Messunsicherheit s_x^f auf die Entscheidungsfindung wird aufgrund des mittleren Fehlers und des IQR sichtbar. Verringert sich der Abstand zum Objekt, wie in CAS_{s-2} simuliert, verändert sich der Median von $\Delta_{\text{TTR}} = 0$ für CAS_{s0} auf $\Delta_{\text{TTR}} = -1$ für

CAS_{s-2} . Wird der Abstand zum Objekt erhöht, verzögert sich in CAS_{s+2} die Auslösung, wobei der Median keine Änderung erfährt, jedoch die Box und die Antennen jeweils einen Zeitschritt später als ohne Fehler in der Messung erscheinen.

Ein ähnlicher Effekt ist für die Fehler in der Bremsentscheidung zu beobachten. In CAB_{s-2} verschiebt sich der Median ausgehend von CAB_{s0} einen Zeitschritt nach vorne, in CAB_{s+2} bleibt der Median unverändert. Die Länge der Antennen ändert sich unter anderem aufgrund des veränderten IQR. Die Auswirkungen eines worst-case-Fehlers in der Entfernungsmessung sind für die zeitliche Entscheidungsfindung für Brems- und Ausweichmanöver als gering zu bezeichnen.

Die Fehler in der Geschwindigkeitsmessung sind in Abbildung 5.7 eingetragen. Die Auswirkungen auf die Ausweichentscheidung CAS gleichen denen für den Fehler in der Entfernungsmessung. Ein größerer Fehler wird für die Bremsentscheidung CAB sichtbar. Hier verändern sich die Mediane der Fehler und der IQR jeweils um $\Delta_{TTR} = 1$ für einen größer werdenden Geschwindigkeitsfehler. Der Einfluss von v_x^f auf die Entscheidungsgüte ist für CAB gewichtiger als für CAS.

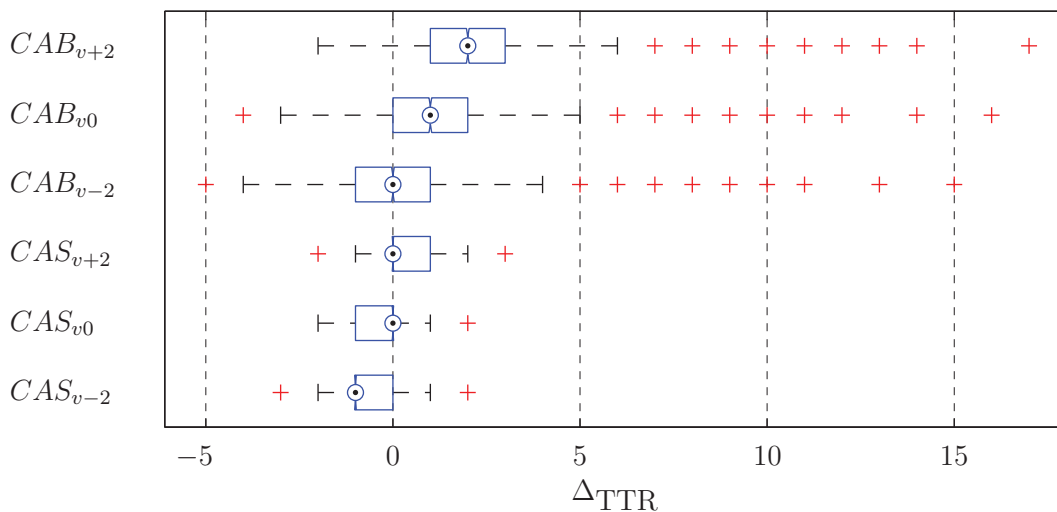


Abbildung 5.7: Fehler in der Bestimmung des Eingriffszeitpunktes Δ_{TTR} bei fehlerhafter Geschwindigkeitsmessung in Längsrichtung v_x^f .

In Abbildung 5.8 werden die Auswirkungen der Messfehler s_y^f auf CAS dargestellt. Die Querbewegung hat auf die Planung eines Bremsmanövers CAB keinen Einfluss, wenn, wie in den Annahmen vorausgesetzt, beide Fahrzeuge in derselben Fahrspur bleiben. Ein Fehler in der Messung der Objektquerbewegung s_y^f führt bei der Berechnung eines Ausweichmanövers zu einer falschen Ausweichbreite und damit zu einer falschen Länge der Trajektorie. Damit wird der Eingriffszeitpunkt für das Ausweichmanöver fehlerhaft. Die benötigte Querbewegungsprädiktion wird in jedem Testset zum korrekt bestimmten Zeit-

punkt $t_{\text{TTR,real}} = 0$ s durchgeführt, um die Auswertung unabhängig von der Genauigkeit der Längsbewegungsprädiktion durchführen zu können.

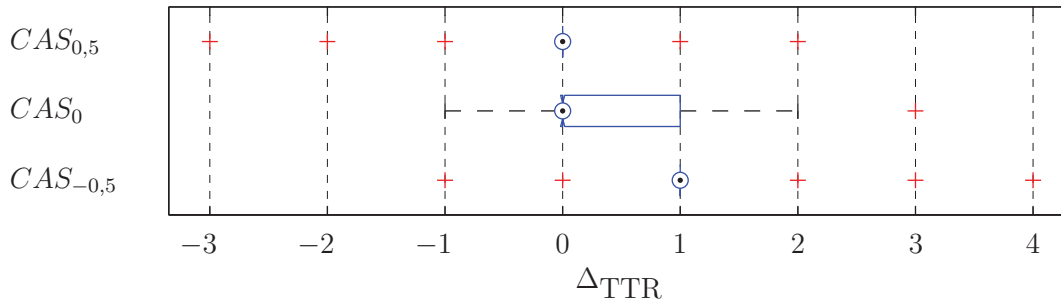


Abbildung 5.8: Fehler in der Bestimmung des Eingriffszeitpunktes Δ_{TTR} bei fehlerhafter Entfernungsmessung in Querrichtung s_y^f .

Die Querprädiktion liegt ohne Messfehler mit $s_y^f = 0$ m für CAS_0 im akzeptablen Fehlerbereich von $-1 \leq \Delta_{\text{TTR}} \leq 2$, mit einem Ausreißer bei $\Delta_{\text{TTR}} = 3$. Bei $CAS_{-0,5}$ wird die Querposition des Objektes um 0,5 m verringert, weshalb das Ausweichmanöver nicht breit genug für die tatsächliche Position des Objektes geplant wird. Dies hat zur Folge, dass tendenziell verspätete Auslösungen stattfinden. Der Median verschiebt sich auf $\Delta_{\text{TTR}} = 1$ für nahezu alle Testdaten. Bei Vergrößerung des Querabstandes in $CAS_{0,5}$ bleibt der Median unverändert, allerdings ist eine geringe Tendenz zu früheren Auslösungen zu beobachten.

Der Einfluss der Messfehler in Position und Geschwindigkeit ist als gering zu bezeichnen. Trotz der großen aufgeschalteten Fehler außerhalb des 2σ -Bereiches treten keine nennenswerten Abweichungen von den Eingriffsentscheidungen mit den Messungen ohne Unsicherheiten auf. Die Mediane verändern sich unter Berücksichtigung der Messunsicherheiten um maximal 1 Zyklus.

Reibwertbestimmung

Die Unsicherheiten in der Reibwertbestimmung werden für drei diskrete Reibwerte modelliert. Die drei Reibwertbereiche leiten sich aus drei stark unterschiedlichen Fahrbahnzuständen ab, die den Reibwert zwischen Straße und Reifen maßgeblich beeinflussen. In [Breuer 2006] werden die Anhaltspunkte für die Reibwertklassifikation in Abhängigkeit vom Fahrbahnzustand benannt. Die Reibwertbereiche werden auf $\mu = [0,3 \ 0,6 \ 0,9]$ für eine eis- oder schneebedeckte Fahrbahn, für eine regennasse Fahrbahn und für eine trockene Fahrbahn gesetzt.

Neben den Unsicherheiten in der Reibwertbestimmung werden auch die Unsicherheiten in der Reibwertprädiktion in die Auswertung mit eingeschlossen, da sich der Reibwert ändern kann und mit ihm die maximalen Beschleunigungsmöglichkeiten. Dabei wird die

Annahme getroffen, dass der aktuell bestimmte Reibwert konstant bleibt. Daraus resultiert eine worst-case-Abschätzung für den weiteren Verlauf des Reibwertes, wenn er bei initialer Bestimmung bereits falsch war. Bei Betrachtung aller möglichen Reibwertpaarungen kann der Fall eintreten, dass z.B. $\mu_{pred} = 0,9$ für den detektierten und damit prädizierten Reibwert und $\mu_{real} = 0,3$ für den tatsächlichen, ebenfalls konstanten Reibwert zusammentreffen und damit der Fehler in der zeitlichen Eingriffsbestimmung sehr groß wird.

In den Abbildungen 5.9, 5.10 und 5.11 werden die Folgen der unsicheren Reibwertschätzung und -prädiktion in allen Kombinationen dargestellt, wobei z.B. für CAB_{1-3} die erste Ziffer $\mu_{real} = \mu(1) = 0,3$ und die zweite Ziffer $\mu_{pred} = \mu(3) = 0,9$ beschreibt.

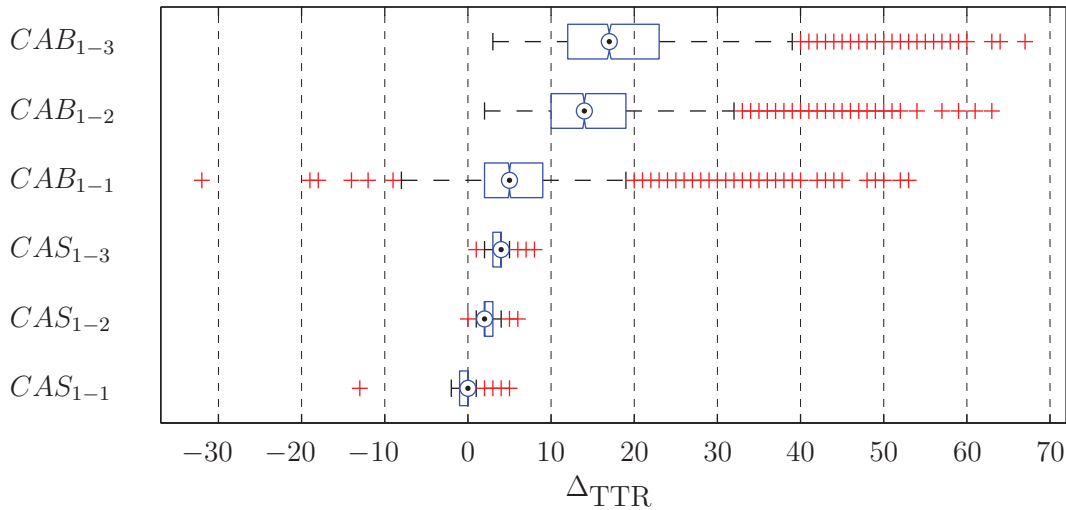


Abbildung 5.9: Fehler in der Bestimmung des Eingriffszeitpunktes Δ_{TTR} bei realem Reibwert $\mu_{real} = 0,3$.

Generell sind zwei Szenarien zu erkennen. Wenn der Reibwert zu niedrig geschätzt wird, dann wird der Eingriffszeitpunkt zu früh geplant. Abbildung 5.11 zeigt für Szenario CAS_{3-1} den Median der Fehler bei $\Delta_{TTR} = -3$. Bei zu hoch angenommenem Reibwert resultiert daraus ein zu spätes Eingreifen. Im Szenario CAB_{1-3} in Abbildung 5.9 wird dies besonders deutlich, der Median liegt hier bei $\Delta_{TTR} = 18$.

Außerdem kann man feststellen, dass bei größer werdenden tatsächlichen Reibwerten die Mediane aller Fehlerverteilungen kleiner werden und sich nach $\Delta_{TTR} = 0$ verschieben, unabhängig von der Größe des Fehlers in Messung und Prädiktion. Für das extreme Szenario in CAB_{1-3} liegt der Median auf $\Delta_{TTR} = 6$ und die Antennen für die Fehler erreichen die Werte $-8 \leq \Delta_{TTR} \leq 19$. Dahingegen beträgt der Fehler für das andere extreme Szenario CAB_{3-1} für den Median $\Delta_{TTR} = -2$ und für die Antennen $-8 \leq \Delta_{TTR} \leq 3$.

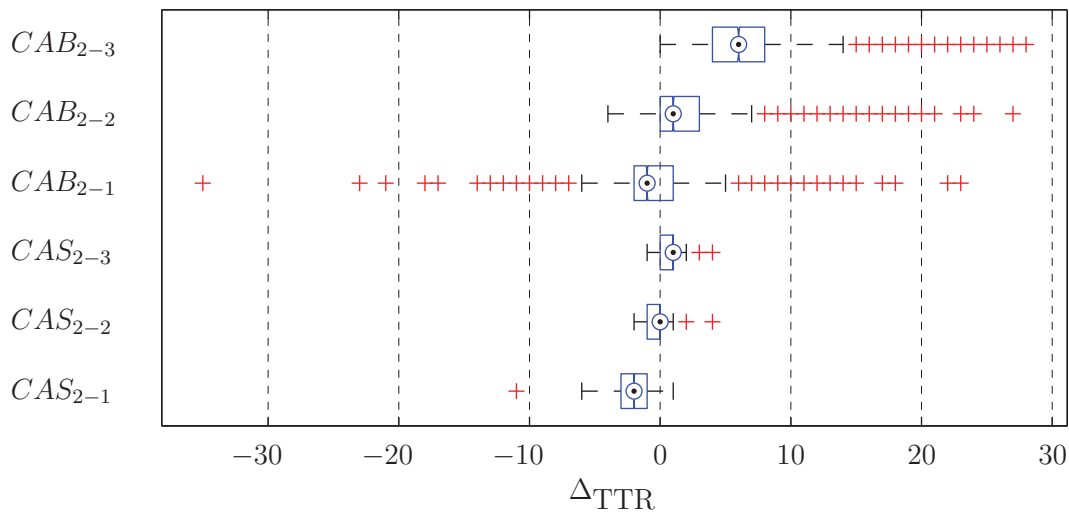


Abbildung 5.10: Fehler in der Bestimmung des Eingriffszeitpunktes Δ_{TTR} bei realem Reibwert $\mu_{real} = 0,6$.

Die Berechnung der Ausweichmanöver erweist sich als weniger fehleranfällig als die Berechnung der Bremsenriffe. Tendenziell werden die Ausweichriffe unabhängig vom betrachteten Szenario zu früh ausgelöst, die Bremsenriffe zu spät.

Eine interessante Beobachtung ergibt sich für die Reibwertkombination 1 – 2 und 1 – 3. Hier befindet sich das Fahrzeug auf Eis oder Schnee, es plant jedoch die Eingriffe auf Basis von höheren Reibwerten. Die Ausweichmanöver in CAS_{1-2} und CAS_{1-3} werden jeweils mit einem Median von $\Delta_{TTR} = 3$ und $\Delta_{TTR} = 4$ geplant. Die Manöver in CAB_{1-2} und CAB_{1-3} werden mit Median-Fehlern $\Delta_{TTR} = 8$ und $\Delta_{TTR} = 12$ geplant. Bei niedrigem Reibwert ist also ein korrekter Bremsenriff deutlich unsicherer auf Basis der Testsätze zu planen als ein Ausweichriff.

Bestimmung der Straßensteigung

Für die Unsicherheiten in der Bestimmung der Straßensteigung wird bezüglich der Messung und der Prädiktion entsprechend dem Vorgehen bei der Reibwertbewertung verfahren. Als mögliche Steigungen werden $\alpha = [15 \ 10 \ 5 \ 0 \ -5 \ -10 \ -15]\%$ angenommen. Es wird der Fehler untersucht, der entsteht, wenn man keine Steigung in der Planung berücksichtigt, d.h. wenn die angenommene und prädizierte Steigung $\alpha_{pred} = 0\%$ beträgt.

Auf ein Ausweichmanöver hat die Steigung keinen nennenswerten Einfluss. Wie man in Abbildung 5.12 erkennen kann, ist vor allem der Einfluss einer positiven Steigung (bergauf), wie z.B. in CAB_{15} mit $\alpha = 15\%$, gering, gemessen am Referenzmanöver in CAB_0 . Selbst der Datensatz mit dem Ausreißer bei $\Delta_{TTR} = -4$ für CAB_0 wird bei der Fahrt bergauf nicht früher ausgelöst, obwohl sich der Median durch die Steigung auf

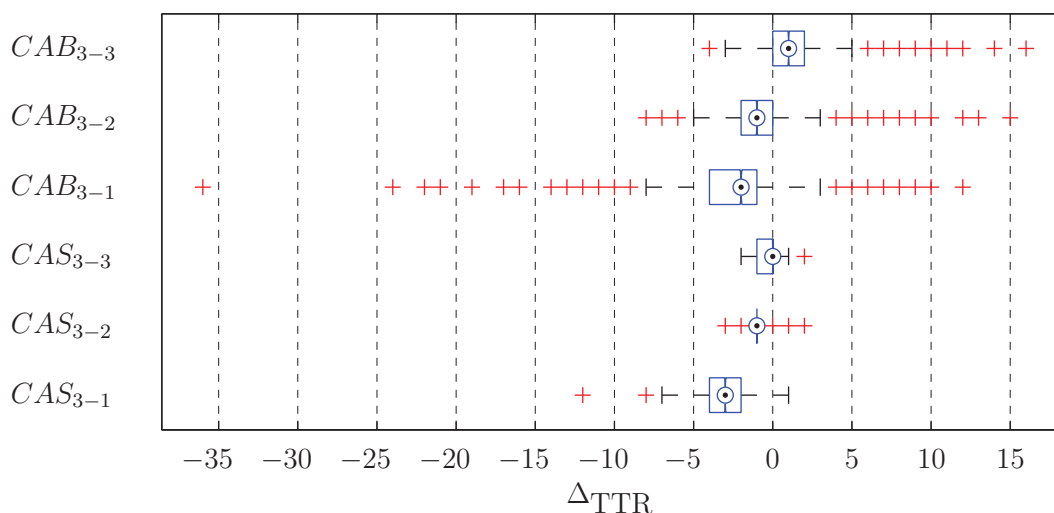


Abbildung 5.11: Fehler in der Bestimmung des Eingriffszeitpunktes Δ_{TTR} bei realem Reibwert $\mu_{\text{real}} = 0,9$.

$\Delta_{\text{TTR}} = 0$ verringert. Die Folgen bei einer Bremsung bergab mit $\alpha = -15\%$ sind etwas markanter, da sich der Median um 2 Zyklen auf $\Delta_{\text{TTR}} = 3$ vergrößert.

Insgesamt fallen selbst bei hohen Straßensteigungen oder -gefällen die Folgen einer Fehleinschätzung der Steigung geringer aus als eine falsche Reibwertschätzung.

Bewertung

Die Bewertung der Unsicherheiten in der zeitlichen Entscheidungsfindung wird auf Basis der aufgezeichneten Datensätze und der überlagerten Fahrzeugbewegungen vollzogen. Damit ergibt sich eine allgemein gültige Aussage über den Einfluss der einzelnen Unsicherheiten in Prädiktion und Messung. Außerdem können die Unsicherheiten untereinander verglichen werden, woraus sich eine weitere Gewichtung ableiten lässt. In Tabelle 5.1 sind die Fehler der Δ_{TTR} für jede Unsicherheit als Abstand von Minimum zu Maximum der Antennen für beide Eingriffsarten einzeln eingetragen. Bei den Prädiktionsunsicherheiten werden die Werte der SMP verwendet.

	$a_{obj,1}$	$a_{obj,2}$	$a_{obj,3}$	v_{ego}^+	s_x^f	v^f	s_y^f	μ	α
CAS	3	0	3	0	4	4	3	13	–
CAB	8	4	3	0	8	10	–	47	11

Tabelle 5.1: Maximale Differenz der Antennen für die Fehler Δ_{TTR} für die verschiedenen Unsicherheiten.

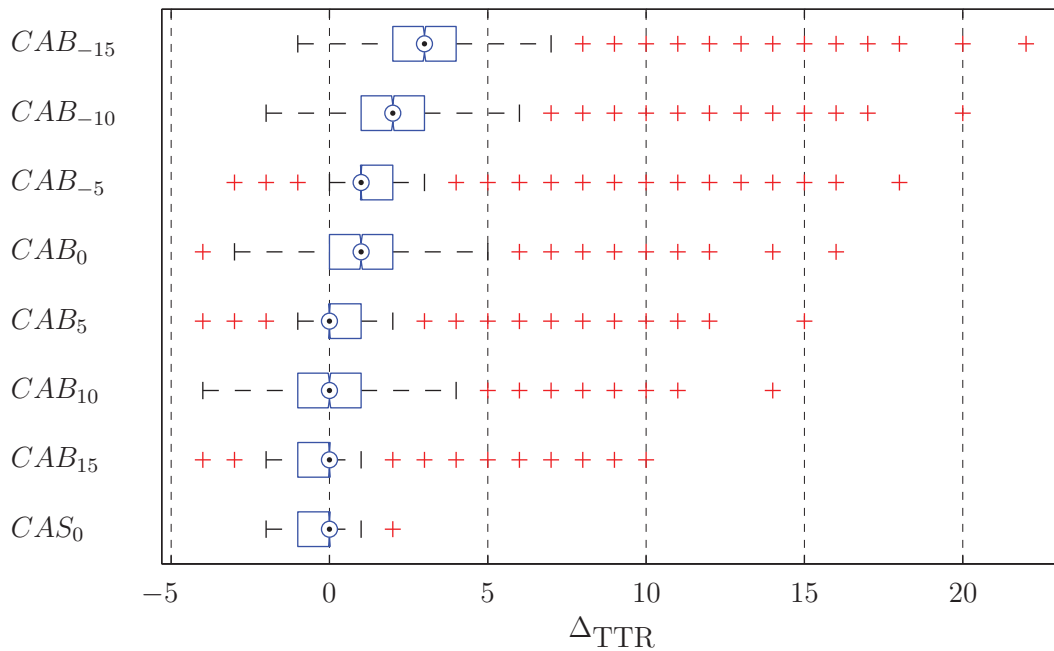


Abbildung 5.12: Fehler in der Bestimmung des Eingriffszeitpunktes Δ_{TTR} bei realer Straßensteigung α .

Generell kann man feststellen, dass die Ausweichmanöver wesentlich weniger Unsicherheiten in der Eingriffsplanung unterliegen und damit robuster in der Planung sind als die Bremsmanöver. Vor allem eine schlechte Reibwertschätzung beeinflusst die korrekte Bestimmung des Bremszeitpunktes negativ. Dass die Fehler für CAB teilweise deutlich größer sind als für CAS, liegt an der repräsentativen Zusammensetzung der Messfahrten und den Bremsingriffen der Objektfahrzeuge, da Notbremsungen bei hohen Relativgeschwindigkeiten teilweise deutlich früher als für Notausweichmanöver beginnen müssen.

Beim Vergleich des Einflusses von Mess- und Prädiktionsunsicherheiten zeigt sich, dass vor allem bei einer schlechten Reibwertschätzung die Berechnung des Eingriffszeitpunktes fehlerhaft ist. Die Prädiktion der Relativbewegung ist insbesondere für CAS nur eine geringe Fehlerquelle. Die Auswirkungen der Unsicherheiten in der Objektmessung sind trotz des Worst-Case „konstanter Offset“ für die angenommene Sensorspezifikation geringer als der Einfluss der Steigungsfehler. Die Fehler in der Querbewegung haben (bei zusätzlicher Abhängigkeit von der verwendeten Sensorik) nur kleine Auswirkungen.

Zwei Auffälligkeiten bei der Auswertung werden in der vorliegenden Arbeit näher betrachtet. Die erste Auffälligkeit ist die starke Abhängigkeit der zeitlichen Eingriffsentscheidung von der korrekten Bestimmung des Reibwertes sowohl für den Bremsingriff als auch für den Ausweicheingriff. Welchen Nutzen die Auswertung der Unsicherheiten dabei hat, wird in einem folgenden Abschnitt gezeigt. Hier werden Nutzenszenarien identifiziert, bei denen die Unsicherheiten in der Planung eines unfallvermeidenden Manövers eingeschränkt

werden können. Die zweite Auffälligkeit sind die zahlreichen extremen Ausreißer, die bei der stufenweisen und der starken konstanten Verzögerung der Objektfahrzeuge auftreten. Diese Unsicherheiten in der Planung sind auf die Unsicherheiten in der Prädiktion zurückzuführen. In Kapitel 6 wird gezeigt, wie die Zusammenhänge mit Hilfe von probabilistischen Verfahren dazu verwendet werden, die Entscheidungsfindung zu verbessern.

5.2 Identifikation von Nutzenszenarien

Die Auswertung hat gezeigt, dass die Mess- und Prädiktionsunsicherheiten unterschiedlichste Auswirkungen auf die zeitliche Planung eines Eingriffes haben. Dabei können solche Nutzenszenarien identifiziert werden, bei denen die Unsicherheiten akzeptierbare Fehler haben. Das Maß für die akzeptierten Fehler leitet sich direkt ab von der Verteilung der Eingriffsfehler ohne Messunsicherheit. Es ist zu beachten, dass hierfür ausschließlich konstante Bremsungen des vorausfahrenden Fahrzeugs zur Erzeugung der Unfallszenarien verwendet wurden. Dies stellt aufgrund des Worst-Case-Charakters einer sehr großen konstanten Verzögerung nach Kapitel 5.1.1 keine Einschränkung dar.

In Tabelle 5.2 ist eine Übersicht der minimalen und maximalen Mediane der Fehlerverteilungen auf Basis des Offset gegeben. Eine akzeptierbare Abweichung in der zeitlichen Eingriffsentscheidung ist dann gegeben, wenn sich als repräsentatives Maß die Mediane der Verteilungen in Abhängigkeit vom IQR und der Länge der Antennen nur gering voneinander unterscheiden.

	CAS^-	CAS^0	CAS^+	CAB^-	CAB^0	CAB^+
s_x^f	-1	0	0	0	1	1
v^f	-1	0	0	0	1	2
s_y^f	1	0	0	-	-	-
$\mu = 0.3$	0	2	4	5	15	17
$\mu = 0.6$	-2	0	1	-1	1	6
$\mu = 0.9$	-3	-1	0	-2	-1	1
α	-	-	-	3	1	0

Tabelle 5.2: Lage der minimalen und maximalen Mediane nach der Auswertung der Messunsicherheiten mit negativem Offset ($-$), ohne Offset (0) und positivem Offset ($^+$).

Die Anforderungen an die Sensorspezifikation lassen sich von den identifizierten Nutzenszenarien ableiten. Das Vorgehen dazu folgt in Kapitel 5.3.

Die Auswirkungen der Unsicherheiten in der Messung können dem vorigen Abschnitt 5.1 entnommen werden. Die Prädiktionsunsicherheiten werden durch den direkten Vergleich der Messunsicherheiten kompensiert.

Die Messunsicherheiten in lateraler und longitudinaler Entfernung sowie in longitudinaler Geschwindigkeit haben jeweils nur geringe Auswirkungen auf die zeitliche Eingriffsentscheidung, obwohl sich die eingesetzten Offset-Fehler bereits außerhalb des 2σ -Bereiches für die Messgenauigkeit befinden. Damit ist keine weitere Betrachtung im Rahmen dieser Auswertung nötig. Die Messung von Straßensteigung und insbesondere die Messung des Reibwertes verursachen größere Abweichungen der Mediane.

Bei der Auswertung der Messfehler für den Reibwert ist festzustellen, dass für einen höheren realen Reibwert die Fehler in der zeitlichen Eingriffsentscheidung vor allem bei der Planung der Bremsmanöver deutlich geringer werden. Ab einem aktuellen realen Reibwert von $\mu = 0,6$ erscheint ein Notmanöver aus Sicht der Reibwertschätzung am ehesten machbar, da es unabhängig vom prädizierten Reibwert eine gute und vor allem abschätzbare Güte für die Bestimmung des Eingriffszeitpunktes liefert. Damit entfallen die Reibwertauswertungen für $\mu = 0,3$, womit für die Ausweichmanöver nur die Fälle CAS_{2-2} , CAS_{2-3} , CAS_{3-2} und CAS_{3-3} aus den Abbildungen 5.10 und 5.11 bleiben. Die Abweichung der Mediane beträgt somit 1 Zykluszeit, wie aus Tabelle 5.2 aus der Differenz von

$$|\Delta_{\text{TTR},CAS^0} - \Delta_{\text{TTR},CAB^+}| = 1$$

für $\mu = 0,6$ und $\mu = 0,9$ ersichtlich ist. Die Abweichungen bei der Planung der Bremsmanöver sind nur geringfügig größer für $\mu = 0,9$. Bei $\mu = 0,6$ ergibt sich für den Fall CAB^+ (also CAB_{2-3}) eine Abweichung von

$$|\Delta_{\text{TTR},CAB^0} - \Delta_{\text{TTR},CAB^+}| = 5 ,$$

was einen Ausreißer darstellt. Dies hat zur Folge, dass bei einem deutlich zu hoch angenommenen Reibwert im Mittel 5 Zeitzyklen zu spät gebremst wird, im Vergleich zu einem korrekt angenommenen Reibwert.

Bei Betrachtung der Steigungsmessung und -prädiktion sind die Fehler deutlich geringer. Die maximale Abweichung der Mediane beträgt für eine Fahrt bergab (mit einer Straßensteigung von $\alpha = -15\%$ aus Abbildung 5.12) im Vergleich zu einer ebenen Fahrbahn

$$|\Delta_{\text{TTR},CAB^0} - \Delta_{\text{TTR},CAB^-}| = 2$$

Zykluszeiten. Wenn dieser Fall ausgeschlossen bzw. explizit erkannt werden kann, müsste generell für die Berechnung eines Notmanövers die Straßensteigung nicht berücksichtigt werden. Des Weiteren können Anforderungen an die Sensorik abgeleitet werden, damit diese Nutzenszenarien erkannt werden können.

5.3 Ableitung von Anforderungen an die Sensorik

Das Ziel der Spezifikation von Messsensorik ist es, eine geforderte Messgüte und damit eine minimal geforderte Funktionsgüte zu erreichen. Die Messunsicherheiten können im Gegensatz zu den Prädiktionsunsicherheiten spezifiziert werden, indem Anforderungen an die Genauigkeit der Messung gestellt werden. Hierbei wird für die Verteilung der Messfehler häufig eine Gauß-Verteilung angenommen, wobei das 2σ -Band als doppelte Standardabweichung generell als 95%-Grenze herangezogen wird.

Die Anforderungen an die Entfernungs- und Geschwindigkeitsmessung in lateraler und longitudinaler Richtung werden im Allgemeinen bestimmt, indem ein Längen-Intervall vorgegeben wird, in dem der tolerierbare Fehler liegt.

Bei der Anwendung auf den longitudinalen Fehler kann folgendes vereinfachtes Szenario aufgestellt werden: Bei einer Fahrt auf ein stehendes Hindernis wird für eine Notbremsung ein Sicherheitsabstand von 1 m vor dem Objekt eingeplant. Das Szenario wird idealisiert dargestellt, d.h. die Fahrbahn ist eben und der Reibwert ist bekannt¹. Die propriozeptive Geschwindigkeitsmessung (für die Eigengeschwindigkeit) besitzt eine hohe Genauigkeit². Die Parameter des Bremssystems sind bekannt, womit eine maximale Verzögerung vorgegeben werden kann. Als übrige Unsicherheiten, die diesen Sicherheitsabstand aufbrauchen können, bleiben die exterozeptiven Entfernungs- und Geschwindigkeitsmessungen (s, v). Das bedeutet, dass bei einer maximal tolerierbaren Abweichung von 1m die zwei Unsicherheiten (s, v) bei einer maximal spezifizierten Geschwindigkeit für die Bremsfunktion den Sicherheitsabstand nach der Funktionsauslösung nicht gefährden dürfen. Daraus leitet sich der maximal akzeptierte Fehler für die Messwerte ab, der mit Hilfe des 2σ -Bandes spezifiziert wird.

Dieses Vorgehen zur Sensorspezifikation basiert auf einem bestimmten Use-Case, der zumeist als Worst-Case-Szenario ausgelegt ist, sowie auf einer Reihe von Annahmen über die Objektbewegungen. Die im Folgenden vorgestellte Methodik zur Ableitung von Anforderungen an die Sensorspezifikation basiert auf dem Datensatz, der zur Auswertung der Unsicherheiten verwendet wurde. Darin sind Use-Cases in allen Variationen enthalten. Durch die Vielzahl der Use-Cases werden die darin enthaltenen, einzelnen Szenarien

¹trockener, asphaltierter Fahrbahnbelag

²vorausgesetzt, die vier Reifen haben Bodenkontakt und blockieren nicht

gewichtet. Dies bietet den Vorteil, dass die Spezifikation nicht auf Basis eines Worst-Case-Szenarios bestimmt werden muss, das für Unsicherheiten wie z.B. den Reibwert eine starke Einschränkung darstellen würde. Somit ist es möglich, erste Untersuchungen zur Berücksichtigung des Reibwertes für Notbrems- und Notausweichassistenten durchzuführen, ohne die Spezifikation mit einem selten vorkommenden Worst-Case-Szenario zu eng festzulegen. Selbst wenn der aktuelle maximale Reibwert mit hoher Güte gemessen oder geschätzt werden kann, können die zu erwartenden Unsicherheiten in der Prädiktion des Reibwertes auf dem gesamten Brems- oder Ausweichweg nur sehr ungenau angegeben werden.

Im Folgenden werden die Anforderungen für die Sensorspezifikationen zur Bestimmung des Reibwertes und der Straßensteigung abgeleitet. Dabei werden die Unsicherheiten aus der Entfernungs- und Geschwindigkeitsmessung, die auf einer herkömmlichen Sensorspezifikation mit Angabe des 2σ -Bandes basieren, als Vergleichsgröße herangezogen. Innerhalb dieser Spezifikation wird in der Auswertung der Unsicherheiten eine Abweichung in der zeitlichen Eingriffsplanung festgestellt. Diese Abweichung wird als Maß für die akzeptierte Abweichung in der Reibwertbestimmung und der Steigungsbestimmung geltend gemacht.

Die Abweichungen der Mediane belaufen sich nach Tabelle 5.2 auf 1 Zykluszeit für die Auswertung der lateralen und longitudinalen Entfernungs- und longitudinalen Geschwindigkeitsfehler bei der Planung von Brems- und Ausweicheingriffen.

Das identifizierte Nutzenszenario für den Reibwert weist für die Planung der Ausweichmanöver bereits 1 Zykluszeit Abweichung des Medians auf. Die Sensorik muss somit die Anforderung erfüllen, die Reibwerte mit $\mu < 0,6$ detektieren zu können. Nach [Bian 2010] ist dies über eine Kombination von verschiedenen Sensordaten möglich. Dazu zählen die Messung der Außentemperatur und der Luftfeuchtigkeit, ebenso wie die Beobachtung der Fahrbahnoberfläche, womit z.B. nasses Kopfsteinpflaster oder mit Laub, Eis oder Schnee bedeckte Fahrbahnen erkannt werden können. Für die Planung von Bremsingriffen ist eine genauere Bestimmung des Reibwertes nötig. Im Falle von $\mu = 0,6$ weisen die Mediane eine Abweichung von

$$|\Delta_{\text{TTR},\text{CAB}^0} - \Delta_{\text{TTR},\text{CAB}^+}| = 5 ,$$

auf. Daraus ist für die Spezifikation zu folgern, dass der Reibwert nicht zu hoch gemessen oder prädiziert werden darf. Wird diese Forderung eingehalten, ergibt sich somit unabhängig vom tatsächlich vorhandenen Reibwert ab $\mu \geq 0,6$ ein kleinerer mittlerer Fehler. Für die korrekte Planung eines Bremsmanövers ist es daher notwendig, den aktuellen und zukünftigen Reibwert möglichst genau einem der angegebenen diskreten Wertebereiche zuzuordnen. Eine Überabschätzung des Reibwertes hat verspätete Bremsingriffe zur Folge. Dies mindert die Schutzwirkung des Sicherheitssystems.

Als Alternative, um die geforderte Genauigkeit zu erreichen, können die zwei Wertebereiche $\mu = 0,6$ und $\mu = 0,9$ feiner diskretisiert werden. Die Auswertung für den Wertebereich von $\mu = [0,6 \ 0,75 \ 0,9]$ ist in Tabelle 5.3 zu finden, die zugehörigen Plots in Anhang A.2.

	CAS^-	CAS^0	CAS^+	CAB^-	CAB^0	CAB^+
$\mu = 0,6$	0	0	1	1	4	6
$\mu = 0,75$	-1	0	0	0	1	3
$\mu = 0,9$	-1	-1	0	-1	0	1

Tabelle 5.3: Mediane der Fehler nach der erweiterten Auswertung der Reibwertunsicherheiten mit negativem Offset ($-$), ohne Offset (0) und positivem Offset ($+$).

Die Abweichung der Mediane kann demnach deutlich verringert werden. Für $\mu = 0,6$ beträgt die maximale Abweichung

$$|\Delta_{\text{TTR},CAB^0} - \Delta_{\text{TTR},CAB^-}| = 3 ,$$

für die anderen Reibwertpaarungen sind die Abweichungen der Mediane geringer. Die Genauigkeit kann dann deutlich verbessert werden, wenn der Reibwert maximal um einen diskreten Wert falsch geschätzt wird. Dies setzt wiederum eine genauere Bestimmung des Reibwertes voraus.

Werden diese Anforderungen an die Bestimmung der Reibwerte gestellt, dann überschreiten die Unsicherheiten in den Planungen aufgrund von Messfehlern (und Prädiktionsfehlern für den Reibwert) nicht die Grenzen, die von der Spezifikation der Entfernung- und Geschwindigkeitsmessung abgeleitet wurden.

Die Betrachtung der Steigungsunsicherheit zeigt nach Tabelle 5.2, dass für eine Fahrt bergab bis zu

$$|\Delta_{\text{TTR},CAB^0} - \Delta_{\text{TTR},CAB^-}| = 2$$

Zykluszeiten Abweichung auftreten. Hier beläuft sich die Spezifikation auf die Erkennung eines Gefälles von $\alpha < -10\%$.

Die Ableitung von Anforderungen an die Spezifikation von Reibwert- und Steigungssensorik beläuft sich auf eine Erkennung von Grenzwertüberschreitungen in den jeweiligen Werten. Ein Vorschlag für die Realisierung eines solchen Systems ist ein Klassifikator, der für die Bestimmung der Zustände ein Gütemaß berechnet, das die Plausibilität der jeweiligen klassifizierten Zustände angibt. Als Beispiel für solche Klassifikatoren sei der *Naive-*

Bayes-Klassifikator genannt. Damit kann man z.B. ein Reibwertschätzer verwirklichen, der ausschließlich auf bereits in moderner Fahrzeugtechnik vorhandenen Messgrößen basiert, wie z.B. der Außentemperatur und Luftfeuchtigkeit, dem Wetter und der Witterung der aktuellen Geoposition, dem Einsatz von Scheibenwischern sowie einem *Sample-and-Hold-Element*³ für im ESP-Steuergerät detektierte Reibwerte. Die Fusion dieser Größen wird mit Hilfe des Klassifikators vorgenommen, der die Wahrscheinlichkeiten für drei diskrete Reibwertbereiche bestimmt.

5.4 Zusammenfassung

Das vorgestellte Verfahren ermöglicht es, die verschiedenen Mess- und Prädiktionsunsicherheiten, die im Planungsprozess eines Brems- und Ausweicheingriffes entstehen, realistisch miteinander zu vergleichen und zu bewerten. Der Vergleich der Prädiktionsunsicherheiten weitet sich auf zwei Prädiktionsverfahren und drei unterschiedliche Verzögerungsarten des vorausfahrenden Fahrzeuges auf. Die Güte der Prädiktionsverfahren erweist sich insbesondere für Notausweichmanöver als ausreichend, entsprechend den abgeleiteten Anforderungen. Die Unsicherheiten bei der Planung von Bremsmanövern sind deutlich größer. Dies ist auf die Verteilung der Relativgeschwindigkeiten im aufgezeichneten Datensatz zurückzuführen, der als repräsentativ anzusehen ist. Bei dem Vergleich der Prädiktionsverfahren zeigt sich, dass sich die Performance des MMP trotz ihres adaptiven Bewegungsmodells nicht maßgeblich von der Performance des SMP absetzen kann.

Die Bewertung der Messunsicherheiten erfolgt mit einem starken, konstanten Verzögerungsverlauf. Der Reibwert erweist sich als größte Unsicherheit für die zeitliche Planung von Brems- und Ausweichmanöver.

Aus der Bewertung der Unsicherheiten können Nutzenszenarien im Bezug auf die Reibwert- und Steigungsbestimmung abgeleitet werden. Die Eingriffsfehler für die Nutzenszenarien werden anschließend in Abhängigkeit von der Sensorspezifikation bewertet. Die Maße für die Anforderungen werden von der Spezifikation der Entfernungs- und Geschwindigkeitsmessung abgeleitet, für die zahlreiche Erfahrungswerte vorliegen. Sobald der reale Reibwert $\mu_{real} = 0,6$ überschreitet, sind die Fehler in der Planung des Ausweichmanövers beherrschbar. Für einen sicher zu planenden Bremsingriff müssen zusätzliche Anforderungen an die Reibwertbestimmung und an die Steigungsbestimmung gestellt werden.

³Abtast-Halte-Schaltung

6 Entscheidungsfindung unter Berücksichtigung von Unsicherheiten

Im Folgenden wird ein Vorgehen zur Berücksichtigung von Unsicherheiten in der zeitlichen Entscheidungsfindung vorgestellt. Die in Kapitel 4 eingeführte Simulationsumgebung ermöglicht es, ein realistisches Fehlermodell für die TTR-Berechnung aufzustellen. Hierzu werden die in Kapitel 5 eingeführten Methoden verwendet. Mit diesem statistischen Fehlermodell ist es möglich, die Güte der Auslöseentscheidung probabilistisch zu bewerten. Das probabilistische Gütemaß wird für die Erhöhung der Sicherheit in der Funktionsentscheidung eingesetzt. Eine weitere Anwendungsmöglichkeit des Fehlermodells ist die Korrektur des Eingriffszeitpunktes. Dieser kann abhängig von der statistischen Verteilung der Fehleingriffe optimiert werden. Es ist entsprechend den Anforderungen in Kapitel 2.2.4 darauf zu achten, dass die Optimierung auch online¹ durchgeführt werden kann. Des Weiteren ist die Optimierung aufgrund ihrer Anwendung in einem Fahrsicherheitssystem robust gegen Schätzfehler auszulegen.

Die Bewertung und die Korrektur des Eingriffszeitpunktes basieren auf einem Fehlermodell, das mit Hilfe eines repräsentativen Datensatzes erstellt wird [Maurer 2011c]. Zudem werden Objektbremsungen benötigt, um aus den Folgefahrten Unfallszenarien zu erzeugen. Die Objektbremsungen sollen, für eine allgemeine Anwendbarkeit, realistischen Bremseneingriffen entsprechen. Die Bremsungen sind demnach diejenigen Eingriffe, auf die der Nachfahrende aufgrund fehlender Aufmerksamkeit nicht entsprechend reagiert und die zum Auffahrunfall führen. Derartige Bremsungen sind in grober Form in der GIDAS-Unfalldatenbank² hinterlegt, mit deren Hilfe das deutsche Verkehrsunfallgeschehen anhand der Unfälle mit Personenschaden in zwei Städten³ dokumentiert und rekonstruiert wird.

Im folgenden Abschnitt werden die für die weitere Verwendung zu berücksichtigenden Unsicherheiten festgelegt. Danach wird die Verteilung der zu überlagernden Objektbe-

¹also während des Fahrbetriebs

²GIDAS: German In-Depth Accident Study (Deutsche Unfalldatenbank)

³Hannover und Dresden aus [GIDAS-Konsortium 2011]

schleunigung bestimmt, um in den Daten Auffahrunfälle zu erzeugen. Anschließend wird das Fehlermodell erstellt, womit zunächst die Bewertung der zeitlichen Eingriffsentscheidung durchgeführt und deren Robustheit untersucht wird. Weiterhin wird das Modell dazu verwendet, den Zeitpunkt optimal zu bestimmen. Zusätzlich wird die Robustheit gegenüber den nicht berücksichtigten Unsicherheiten bewertet.

6.1 Unsicherheiten für die Erstellung des Fehlermodells

Die Unsicherheiten, die die zeitliche Entscheidungsfindung für Notbrems- und Ausweichmanöver beeinflussen, wurden in Kapitel 5.1 ausgewertet. Dabei wurde in Mess- und Prädiktionsunsicherheiten unterschieden. Für die Messunsicherheiten wurden im Anschluss Anforderungen an deren Genauigkeit abgeleitet, um ein Mindestmaß an zeitlicher Entscheidungsgüte zu garantieren. Für die Berücksichtigung der Prädiktionsunsicherheiten wird das Fehlermodell erstellt.

Die Prädiktionsunsicherheiten haben einen starken Einfluss auf die zeitliche Entscheidungsgüte. Außerdem sind die Unsicherheiten in der Prädiktion für zahlreiche Ausreißer verantwortlich, die eine deutlich verfrühte oder verspätete Funktionsauslösung verursachen. Mit der Modellierung der Eingriffsfehler bedingt durch Prädiktionsunsicherheiten kann die Güte der Auslösezeitpunkte a-priori geschätzt und der Eingriffszeitpunkt bei niedriger Güte korrigiert werden.

Die Messunsicherheiten haben nur geringen Einfluss auf die Entscheidungsgüte und erfüllen die Anforderungen, die bei der Identifikation der Nutzenszenarien und der Sensor-Spezifikation in Kapitel 5.3 gestellt wurden. Dabei wurde sichergestellt, dass die zeitliche Eingriffsentscheidung das tolerierte Fehlermaß nicht überschreitet. Die Unsicherheiten in der Entfernungs- und Geschwindigkeitsmessung haben generell nur geringe Auswirkungen. Hier zeigt sich, dass die ursprüngliche Spezifikation ausreichend ist. Die Unsicherheiten in der Reibwertbestimmung sind für die Entscheidungsgüte tolerierbar, wenn die Begrenzung auf Reibwerte mit $\mu \geq 0,6$ sowie eine korrekte Klassifizierung in die diskreten Werte $\mu = 0,6$ und $\mu = 0,9$ eingehalten wird.

Eine Steigungsmessung ist nach Kapitel 5.3 nicht nötig, sofern eine Fahrt bergab mit $\alpha = -15\%$ erkannt werden kann, die den größten Fehler verursacht. Für eine robuste Bewertung und Korrektur des Eingriffszeitpunktes muss also geprüft werden, wie sich die Vernachlässigung der Steigung bei der TTR-Berechnung auswirkt. Daher wird die Modellierung ohne Berücksichtigung einer Straßensteigung durchgeführt und jeweils im Anschluss die Robustheit der Bewertung und der Korrektur getestet.

6.2 Bestimmung der Objektbremsungen

Für die Auswertung der Unsicherheiten in Kapitel 5.1.1 wurden drei verschiedene Objektbremseingriffe modelliert, um Auffahrunfälle realistisch zu erzeugen. Die resultierenden Fehlerverteilungen erweisen sich als stark abhängig vom eingesetzten Verzögerungsverlauf. Wenn im Folgenden ein Fehlermodell für den Einsatz im Straßenverkehr erzeugt wird, ist sicherzustellen, dass die Modellierung mit einer Auswahl an Objektverzögerungen durchgeführt wird, die die Realität möglichst genau abbildet.

Für einen Bremsvorgang sind zwei Eigenschaften charakteristisch:

- Der Verlauf der Bremsverzögerung (konstant, ansteigend, abfallend)
- Das Minimum der Beschleunigungswerte $a_o < 0 \text{ m/s}^2$

In Kapitel 5.1.1 wurden konstante, ansteigende und abfallende Verläufe als denkbare Objektverzögerungen mit zufälligen Minima für die Beschleunigungswerte modelliert und gezeigt, dass die Verteilungen der Fehler in der zeitlichen Eingriffsplanung deutlich voneinander abweichen.

Im Folgenden wird ein Verfahren vorgestellt, das möglichst realistische Fahrzeugbremsungen bei Variation dieser Eigenschaften erzeugt. Hierfür wird zunächst der zu verwendende Anteil der einzelnen Verläufe untersucht, indem der TTR-Fehler von unterschiedlichen Gewichtungen der Anteile verglichen wird. Im zweiten Schritt wird die gewünschte mittlere Verzögerung der ausgewählten Verläufe festgelegt. Dies erfolgt mit Hilfe einer Verteilung der mittleren Verzögerungen von vorausfahrenden Fahrzeugen bei Auffahrunfällen, die der Unfalldatenbank GIDAS entnommen werden können.

Verlauf der Bremsverzögerungen

Die Verteilung der einen Unfall erzeugenden Verzögerungsverläufe ist für die Erstellung eines Fehlermodells möglichst realistisch darzustellen. Der spezifische Verlauf ist nicht in der GIDAS-Unfalldatenbank enthalten. Daher wird die Verteilung der drei Verzögerungsverläufe nach dem Kriterium festgelegt, das eine möglichst neutrale TTR-Fehlerverteilung fordert.

Deshalb werden die Ergebnisse der Fehlerverteilungen aus der Simulation untereinander verglichen, die sich aufgrund unterschiedlicher Anteile der Bremsverläufe ergeben. Es werden verschiedene Verteilungen eingesetzt, die auf unterschiedlicher Gewichtung

$$G = (g_1 \ g_2 \ g_3)$$

der einzelnen Beschleunigungsverläufe beruhen, wobei g_1 den konstanten Verlauf, g_2 den ansteigenden Verlauf und g_3 den abfallenden Verlauf bezeichnen. Für den Fall, dass die Fehlerverteilungen nur wenig unterschiedlich sind, kann eine geringe Sensitivität der Eingriffsfehler von der Gewichtung der Anteile der Bremsverläufe nachgewiesen werden.

Da die reale Verteilung der drei Verzögerungsarten vor Auffahrunfällen im Straßenverkehr unbekannt ist, wird im Folgenden deren unterschiedliche Gewichtung motiviert.

Bei unbekanntem Wahrscheinlichkeiten kann ein Laplace-Experiment angenommen werden, was die gleiche Wahrscheinlichkeit für die Anteile bedeutet. Damit gilt für die Gewichtung $G_1 = (1 \ 1 \ 1)$.

Im nächsten Schritt wird ein weiteres, offensichtliches Szenario vorgestellt. Im wahrscheinlichsten Bremsszenario passt der Fahrer des vorausfahrenden Fahrzeugs seine Bremsverzögerung der Verkehrssituation vor dem Fahrzeug an. Wenn er auf eine bestimmte Endgeschwindigkeit abbremsen oder einen Zielpunkt anbremsen will, und sich zudem die Verkehrssituation vor ihm so entwickelt, wie von ihm erwartet, dann wird er eine konstante starke Bremsung ansteuern. Wenn er mit dem Bremssystem seines Fahrzeuges vertraut ist, und er damit ein „geübter Bremsler“ [Grzesik 2009] ist, wird er sein Fahrzeug mit einem konstanten Verzögerungsverlauf abbremsen. Unter der schwachen Voraussetzung, dass sich ein Großteil der Verkehrssituationen so verhält, wie es ein Fahrer erwartet, kann die Verteilung der drei Bremsverläufe dahin abgeändert werden, dass die konstante Verzögerung ein höheres Gewicht bekommt als die beiden anderen Verläufe. Damit entstehen die Gewichtungen $G_2 = (2 \ 1 \ 1)$ und $G_3 = (3 \ 1 \ 1)$.

Als weitere Möglichkeiten werden die Gewichtungen $G_4 = (1 \ 2 \ 1)$ und $G_5 = (1 \ 1 \ 2)$ eingeführt, um jeweils den veränderlichen Beschleunigungsverläufen eine höhere Auftretenswahrscheinlichkeit zuzulassen.

Berechnet man nun mit den angenommenen Gewichtungen die TTR-Fehlerverteilungen für die Brems- und Ausweicheingriffe, so ergibt sich die Möglichkeit, diese zu vergleichen. In Tabelle 6.1 sind die zeitlichen Eingriffsfehler auf Basis der Gewichtungen G dargestellt. Hierbei werden die Verteilungen mit dem Mittelwert der diskreten Eingriffsfehler und ihrer Standardverteilung beschrieben.

Es zeigt sich, dass die Verteilungen, insbesondere für die Ausweichmanöver CAS, nur geringfügig unterschiedlich sind. Die Mittelwerte der Bremsmanöver unterscheiden sich geringfügig mehr voneinander, insbesondere für die Gewichtung G_4 wird ein deutlich größerer Mittelwert bei CAB erreicht. Um eine möglichst allgemein verwendbare Gewichtung zu verwenden, wird im Folgenden die Gewichtung $G_2 = (2 \ 1 \ 1)$ verwendet. Diese liegt im Mittel der wahrscheinlichen Verteilungen G_1 bis G_3 und zwischen den Werten für die Gewichtungen G_4 und G_5 . Eine Möglichkeit, die Anteile korrekt anzupassen, ist die Auf-

Gewichtung	μ_{CAB}	σ_{CAB}	μ_{CAS}	σ_{CAS}
(1 1 1)	12,790	18,524	-0,217	0,618
(2 1 1)	11,324	17,615	-0,227	0,608
(3 1 1)	10,096	16,821	-0,232	0,600
(1 2 1)	15,257	19,315	-0,192	0,614
(1 1 2)	11,100	18,129	-0,235	0,622

Tabelle 6.1: Mittelwert μ und Standardabweichung σ der zeitlichen Eingriffsfehler Δ_{TTR} für Bremsengriffe CAB und Ausweicheingriffe CAS für die verschiedenen Gewichtungen G der Beschleunigungsverläufe.

zeichnung der Bremsverläufe im Straßenverkehr und eine entsprechende Anpassung der Verläufe.

Beschleunigungswerte

Außerdem werden die Beschleunigungswerte der Objektbremsungen benötigt, um das kinematische Verhalten der Beteiligten in der Unfallsituation realitätsnah nachzustellen. Eine Verteilung für die mittleren Verzögerungswerte der Vorfahrenden unmittelbar vor einem Auffahrunfall liefert die GIDAS-Unfalldatenbank [GIDAS-Konsortium 2011]. Darin werden seit 1999 in Dresden und Hannover alle Unfälle mit Personenschaden, die innerhalb des Erhebungsgebietes und der Erhebungszeiten stattfinden, erfasst. Mit Hilfe von statistischen Methoden ist es möglich, ein repräsentatives Unfallgeschehen für Deutschland zu extrapolieren. Innerhalb von 11 Jahren wurden ca. 15000 Unfälle dokumentiert. Die Datenbank enthält ca. 3000 Parameter pro Unfall, darunter unter anderem die kinematischen Zustände beider Beteiligten kurz vor und zum Zeitpunkt des Unfalls, die technischen Kennwerte der Kollision für eine Rekonstruktion sowie die Verletzungen der Beteiligten. Diese Daten werden u.a. dazu verwendet, das Unfallgeschehen genau untersuchen zu können und davon Maßnahmen für den aktiven und passiven Unfallschutz im deutschen Straßenverkehr abzuleiten.

Die Objektbeschleunigung kurz vor der Kollision wird als mittlerer, konstanter Verzögerungswert a_c^4 kodiert. Die Werte von a_c werden aus denjenigen Datensätzen extrahiert, deren Unfalltyp auf die in Kapitel 2.2.4 beschriebenen Auffahrunfälle zutrifft. Zudem muss das vorausfahrende Fahrzeug vom Typ PKW sein. Als Unfallursache wird der Erstkon-

⁴ $a_c = -a_o$ mit a_o als Objektbeschleunigung

takt zwischen den kollidierenden Fahrzeugen gefordert, was z.B. einen vorausgehenden Kontrollverlust über die Fahrzeugstabilität ausschließt.

Für die mittleren Verzögerungswerte a_c ergibt sich eine Verteilung aus den passenden Unfalldatensätzen, wie sie im Histogramm in Abbildung 6.1 zu sehen ist.

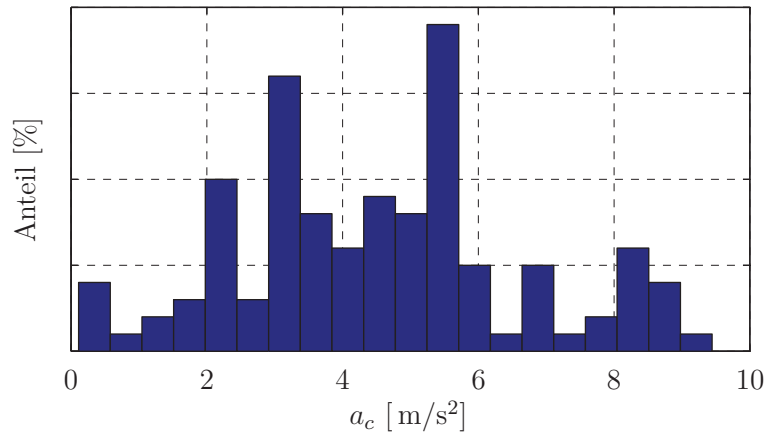


Abbildung 6.1: Mittlere Verzögerungswerte a_c der Objekt-Fahrzeuge aus der GIDAS-Datenbank für 500 Auffahrunfälle zwischen zwei PKW.

Die Anpassung der Verteilung der Bremsverläufe an die Werte aus den GIDAS-Daten erfolgt auf Basis dieser Verteilung der mittleren Verzögerungswerte. Für jeden Bremsverlauf wird aus der erzeugten Häufigkeitsverteilung auf Basis der Auftretenswahrscheinlichkeit eine mittlere Beschleunigung bestimmt. Für die beiden nicht konstanten Verzögerungen werden, wie in Kapitel 5.1.1 beschrieben, die Beschleunigungswerte und die jeweiligen Zeitkonstanten zunächst aus einer Gleichverteilung erzeugt. Ein Beschleunigungswert wird dann jeweils derart verändert, dass die für jeden Verlauf erzeugte, mittlere Beschleunigung erreicht wird.

Bei der Verwendung der GIDAS-Daten ist zu beachten, dass es sich nur um Unfälle mit Personenschaden handelt, mit denen das Fehlermodell erzeugt wird. Diese Unfälle stellen eine Untermenge aller mit dem aktiven Fahrsicherheitssystem adressierten, potentiellen Unfallsituationen, also auch der sogenannten „Blechsäden“, dar. Für die Unfallfolgeschwere ist vor allem die Kollisionsgeschwindigkeit verantwortlich, ebenso wie die Beschaffenheit der Fahrzeuge und die Geometrie der Kollision [Murri 2010]. Allerdings sind für die Unfallfolgeschwere insbesondere die Aufmerksamkeit des Fahrers des Ego-Fahrzeugs und der Bremszeitpunkt verantwortlich. Hier werden nur die kinematischen Daten der vorausfahrenden Fahrer verwendet.

6.3 Modellierung des Eingriffsfehlers

Das Fehlermodell wird analog zu den Auswertungen der Unsicherheiten in Kapitel 5 erstellt. Einzig die Zusammensetzung der Objektbremseingriffe ist unterschiedlich und erfolgt auf Basis des vorigen Abschnittes. Bei der Modellierung werden entsprechend Kapitel 5.3 keine Messunsicherheiten berücksichtigt. Mit Hilfe der Simulationsumgebung können die TTR-Fehler abhängig von der Fahrsituation modelliert werden. Damit wird ein Zusammenhang erstellt, der während der Fahrt in einer potentiellen Unfallsituation Rückschlüsse auf die zu erwartenden Eingriffsfehler zulässt. Dieses Vorgehen entspricht in weiten Teilen einer Regressionsanalyse, bei der ein Zusammenhang zwischen abhängigen (TTR-Fehler) und unabhängigen (kinematische Parameter) Variablen hergestellt werden soll. Die abhängige Variable beschreibt hierbei eine Verteilung, die sich mit jeder Parameteränderung ebenfalls ändert. Eine weitere Möglichkeit zur Modellierung sind die maschinellen Lernverfahren [Mitchell 1997]. Da die eingesetzten Verfahren eine transparente und nachvollziehbare Beziehung zwischen den abhängigen und unabhängigen Variablen herstellen sollen, werden die direkte Auswahl der relevanten Variablen sowie eine direkte Sichtbarkeit der Abhängigkeiten bevorzugt.

Das Modell der TTR-Fehler wird auf Basis der aktuellen Fahrzustände erstellt. Unsicherheiten in der Prädiktion sind während der Fahrt nicht bekannt. Die Prädiktion des Fahrverhaltens des Vorfahrenden ist allenfalls dann abschätzbar, wenn man dessen vorausliegende Verkehrssituation kennt. Diese kann mit heutiger Umfeldsensorik nicht bestimmt werden. Deshalb darf die Modellierung der TTR-Fehler nur von der aktuellen, bekannten Fahrsituation abhängen. Dies stellt die Verwendbarkeit im Fahrbetrieb unabhängig von weiteren probabilistischen Größen, wie z.B. einer möglichen probabilistischen Vorhersage der Objektbewegung, sicher.

Die Parameter zur Beschreibung des Zustandes für das statistische Modell werden zum Zeitpunkt $\Delta_{\text{TTR},\text{pred}} = 0$ jeweils für den Bremseingriff und für den Lenkeingriff verwendet. In Abbildung 6.2 werden die Fehlerverteilungen für einen Bremseingriff und einen Lenkeingriff über die kinematischen Parameter Abstand, Relativgeschwindigkeit und Relativbeschleunigung dargestellt.

Der TTR-Fehler ist z.B. für ein Bremsmanöver bei betragsmäßig geringen Relativgeschwindigkeiten v_{rel} eher gering, wohingegen er bei ansteigenden Geschwindigkeiten deutlich größer wird. Abhängigkeiten dieser Art werden für die Modellierung ausgenutzt. Die Fehlerverteilung wird dann von einem Parameter aussagekräftig beschrieben, wenn sie möglichst sensitiv auf eine Parameteränderung reagiert. Wie aus der Abbildung 6.2 zu entnehmen ist, verursachen die Parameter a_{rel} , v_{rel} und s_{rel} in dieser Reihenfolge eine möglichst starke Veränderung der Fehlerverteilungen. Es werden insbesondere die TTR-Fehler

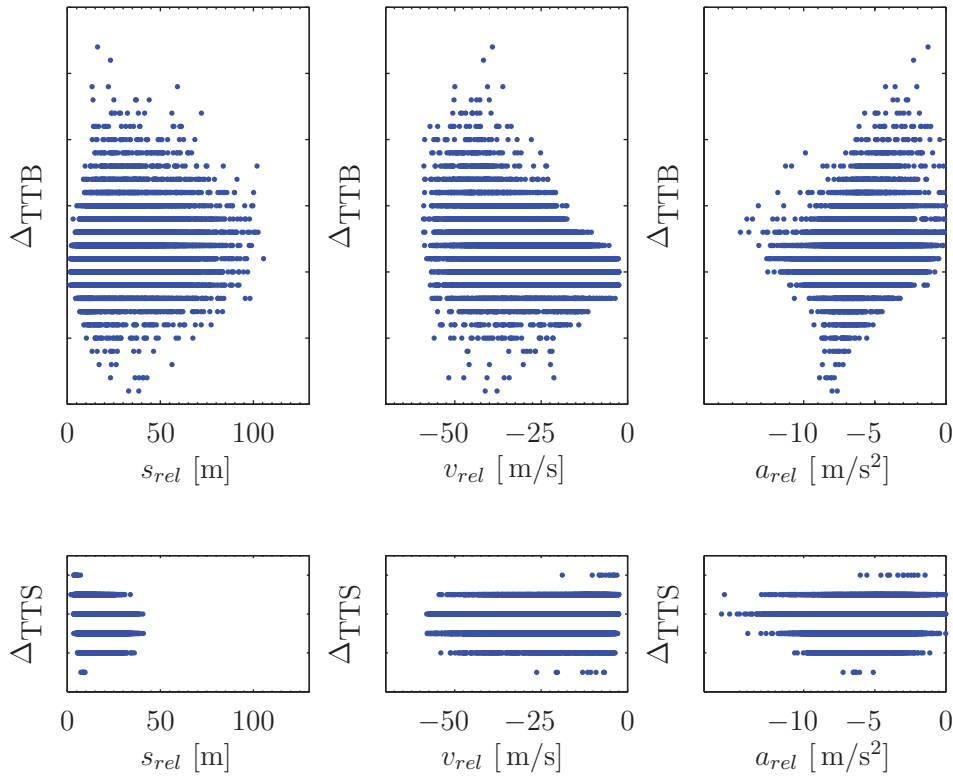


Abbildung 6.2: Zusammenhang der Parameter Abstand s_{rel} , Relativgeschwindigkeit v_{rel} und Relativbeschleunigung a_{rel} mit den TTB-Fehlern Δ_{TTB} oben und den TTS-Fehlern Δ_{TTS} unten.

für die Bremsengriffe betrachtet, da die Unsicherheiten hier deutlich stärker ausgeprägt sind als für Ausweicheingriffe.

Bei der Wahl der Parameter ist darauf zu achten, deren Anzahl nicht zu groß zu wählen. Damit wird die Anzahl der einzelnen Datensätze und Eingriffsfehler für die Fehlerverteilung einer jeden Parameterkombination größer und aussagekräftiger. Daher werden im Folgenden die Parameter a_{rel} und v_{rel} eingesetzt, um auf die Fehlerverteilung der TTR schließen zu können. Die Fehler der Ausweichmanöver sind deutlich kleiner und damit nicht sinnvoll verwendbar für die Auswahl von Parametern.

Für jedes Wertepaar aus (a_{rel}, v_{rel}) , muss eine ausreichende Menge an Datensätzen zur Verfügung stehen, damit die Wahrscheinlichkeitsverteilung der Fehler aussagekräftig ist. Hierfür werden die Parameter a_{rel} und v_{rel} einzeln in eine Anzahl m und n von Clustern mit $a_{rel,i}$ und $v_{rel,j}$ mit $i = 1 \dots m$ und $j = 1 \dots n$ aufgeteilt, wobei die Breite der Cluster variabel sein kann. Damit eine Bewertung für diese Wertebereiche durchgeführt werden kann, muss eine ausreichende Anzahl an Datenpunkten vorhanden sein. Daher empfiehlt es sich, die Wertebereiche mit einem Verfahren zur *Clusteranalyse* zu bestimmen. Ein einfaches Verfahren ist der *k-Means-Algorithmus*, der in [MacKay 2003] näher beschrieben

wird. Als Startwert werden $n = m = 12$ vorgegeben und es werden für die vorliegende Fehlerverteilung jeweils $m = 11$ und $n = 12$ Cluster gefunden. Die beiden vorliegenden Parameter wurden getrennt voneinander analysiert.

Damit beschreibt das statistische Modell

$$M_{i,j} = M(a_{rel,i}, v_{rel,j}) \quad (6.1)$$

für ein Wertepaar aus $(a_{rel,i}, v_{rel,j})$ eine Häufigkeitsverteilung des Merkmals Δ_{TTB} , siehe Abbildung 6.3.

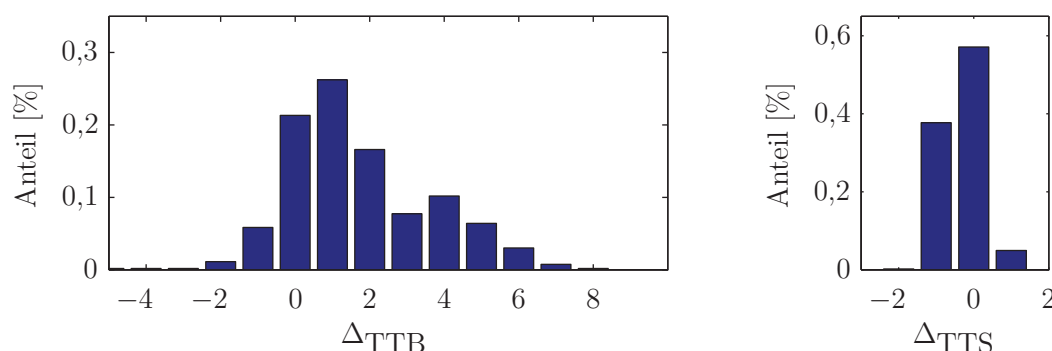


Abbildung 6.3: Histogramm der Fehler Δ_{TTB} und Δ_{TTS} für $M_{i,j}$.

Aus der absoluten Häufigkeit für einen Fehler $\Delta_{TTB} = x$ in $M_{i,j}$ kann mit Hilfe der relativen Häufigkeit die Wahrscheinlichkeit $P^{M_{i,j}}(x)$ für den korrekten Eingriffszeitpunkt eines Ausweichmanövers und eines Bremsmanövers errechnet werden.

6.4 Selbstbewertung der Funktionsentscheidung

Im Folgenden wird eine probabilistische Entscheidungsgüte für die Auslösung der Funktion bestimmt. Das Gütemaß formuliert das Vertrauen darin, dass die Funktion zum korrekten Zeitpunkt eingreift. Das Wissen um die zeitliche Entscheidungsgüte kann für die allgemeine Funktionsentscheidung genutzt werden. Anschließend folgt eine Überprüfung der Robustheit der Gütebestimmung gegenüber nicht beachteten Messunsicherheiten.

6.4.1 Bestimmung der probabilistischen Entscheidungsgüte

Die Güte einer zeitlichen Eingriffsentscheidung für ein Brems- und Ausweichmanöver ist direkt darstellbar mit Hilfe der Wahrscheinlichkeitsverteilung aus dem Fehlermodell, die das a-priori-Wissen enthält. Diese Güte gibt einen Hinweis darauf, wie wahrscheinlich es

ist, dass der Eingriff zum korrekten Zeitpunkt ausgeführt wird. Im Folgenden wird die Güte für die korrekte Berechnung des letztmöglichen Eingriffszeitpunktes definiert als

$$P_{t_0} = P^{M_{i,j}} (\Delta_{\text{TTB}} \in \{-1, 0, 1\}) . \quad (6.2)$$

Die Fälle $\Delta_{\text{TTB}} = -1$ und $\Delta_{\text{TTB}} = 1$ werden ebenso berücksichtigt, da Abweichungen von einem Zeitschritt in Kapitel 5.3 als akzeptierbare Fehler identifiziert wurden. Es ergeben sich die in Abbildung 6.4 dargestellten Wahrscheinlichkeiten P_{t_0} in Abhängigkeit der identifizierten Wertepaare $(a_{\text{rel},i}, v_{\text{rel},j})$. Die kinematischen Parameter a_{rel} und v_{rel} sind in der Diskretisierung als Cluster aus dem vorigen Abschnitt angegeben, wobei zu beachten ist, dass die Intervalllängen nicht zwingend gleich sind.

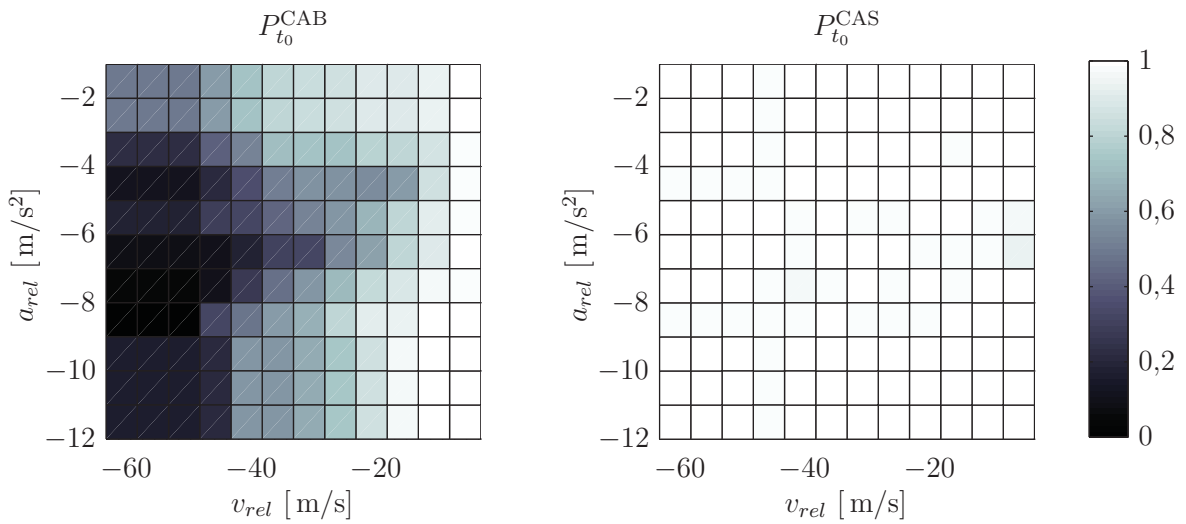


Abbildung 6.4: Wahrscheinlichkeiten P_{t_0} für CAB und CAS in Abhängigkeit von $(a_{\text{rel}}, v_{\text{rel}})$.

Insbesondere für CAB sind deutliche Unterschiede zu erkennen, was die Eingriffsgüte betrifft. Die Intervallbreite liegt zwischen $0,1 \leq P_{t_0}^{\text{CAB}} \leq 0,99$. Für CAS befinden sich die Werte im Intervall $0,92 \leq P_{t_0}^{\text{CAS}} \leq 0,99$. Die Bereiche mit geringer Güte für die Berechnung des Bremsmanövers befinden sich vor allem bei hohen Egogeschwindigkeiten und niedrigen bis mittleren Objektbeschleunigungen, ebenso wie bei mittleren Egogeschwindigkeiten und mittleren Beschleunigungen. Die Güte für CAS ist im Vergleich zu CAB durchgängig hoch.

Berechnet man die Güte P_{t_0} zum Zeitpunkt $t_{\text{TTR},\text{pred}} = 0$, kann die Entscheidung für oder gegen ein Manöver unter Berücksichtigung der zeitlichen Eingriffsplanung getroffen werden. Zur Veranschaulichung wird ein Anwendungsbeispiel gegeben. Ein nachfolgendes Fahrzeug nähert sich dem vorausfahrenden Fahrzeug mit einer betragsmäßig hohen Relativgeschwindigkeit von $v_{\text{rel}} = -60 \text{ m/s}$ und einer mittleren Relativbeschleunigung von $a_{\text{rel}} = -4 \text{ m/s}^2$. Damit ergibt sich als Wahrscheinlichkeit für die Eingriffsplanungen

$P_{t_0}^{\text{CAB}} = 0,2$ und $P_{t_0}^{\text{CAS}} = 0,95$. Da der Eingriffszeitpunkt für ein Bremsmanöver nur sehr ungenau geschätzt werden kann, wird der Bremszeitpunkt noch hinausgezögert, um einen möglichen Fehleingriff zu vermeiden. Muss der Funktionsnutzen erhöht werden oder sind keine Ausweichmöglichkeiten vorhanden, kann der Bremszeitpunkt vorverlegt werden, um einen Unfall mit höherer Wahrscheinlichkeit zu vermeiden.

Die Entscheidung, ob man Bremsen oder Ausweichen sollte, kann unter anderem davon abhängig gemacht werden, wie sicher die Bestimmung des jeweiligen Eingriffszeitpunktes in $P_{t_0}^{\text{CAB}}$ und $P_{t_0}^{\text{CAS}}$ ist. Die Gütemaße müssen zum Zeitpunkt $t_{\text{TR},\text{pred}} = 0$ desjenigen Eingriffs bestimmt werden, der früher erfolgen muss. Dies hat zur Folge, dass die Güte des zeitlich später möglichen Eingriffs mit Parametern bestimmt wird, die sich bis dahin noch ändern können. Aufgrund der Diskretisierung des Wertebereichs der Parameter ist ein Wechsel in ein anderes Cluster nur sehr unwahrscheinlich. Eine Auswertung für den Wechsel in ein anderes Cluster bei der Gütebestimmung für einen Bremsingriff über den vollständigen Datensatz ohne Berücksichtigung von Messunsicherheiten ergibt eine Wahrscheinlichkeit von $p_m = 2,6 \cdot 10^{-4}$ und kann somit vernachlässigt werden.

6.4.2 Robustheit der Entscheidungsgüte

Neben der Möglichkeit, dass bei einer Gütebestimmung vor dem letztmöglichen Eingriffszeitpunkt die falschen Cluster ausgewertet werden, kann sich auch die nach Kapitel 5.3 nicht zu beachtende Steigungsmessung negativ auf die Gütebestimmung auswirken. Daher wird im Folgenden die Robustheit gegenüber der Straßensteigung untersucht.

Die Untersuchung basiert auf einem Vergleich der Eingriffsfehler und der zugehörigen Auftretenswahrscheinlichkeit. Die Eingriffsfehler werden für die beiden, nach der Identifikation der Nutzenszenarien maximal zulässigen, extremen Steigungswerte $\alpha = [-10 \ 15] \%$ mit denen ohne Steigungsunsicherheit verglichen. In Abbildung 6.5 werden die Eingriffsfehler für die Steigungsunsicherheiten in einem Histogramm ohne Beachtung der kinematischen Parameter dargestellt. Diese Eingriffe wurden mit der Verteilung der Objekteingriffe aus Kapitel 6.2 erzeugt.

Für den Eingriffsfehler von CAB ergeben sich dabei über alle kinematischen Parameter die Wahrscheinlichkeiten zu $P_{t_0}^{\text{CAB}}(\alpha = 15\%) = 0,58$, $P_{t_0}^{\text{CAB}}(\alpha = -10\%) = 0,15$ und $P_{t_0}^{\text{CAB}}(\alpha = 0\%) = 0,53$. Für eine Fahrt bergauf wird eine 5% zu niedrige Eingriffsgüte erwartet, wenn die Steigung nicht bei der Planung berücksichtigt wird. Dieses Ergebnis erklärt sich mit der Tatsache, dass für CAB, ausgehend von der Auswertung der Prädiktionsunsicherheiten in Kapitel 5.1.1, die Eingriffe größtenteils zu spät erfolgen. Wird in allen Datensätzen in der Simulation bergauf mit $\alpha = 15\%$ gefahren, hat das Fahrzeug ein besseres Verzögerungsvermögen als geplant und erreicht früher sein Bremsziel.

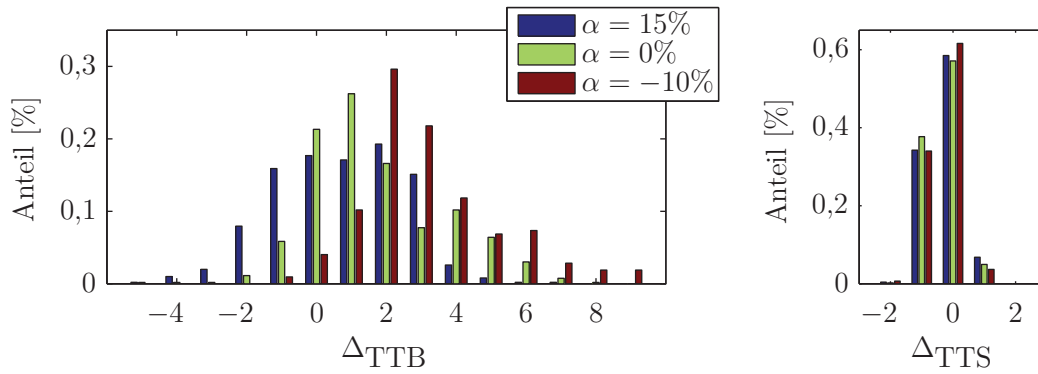


Abbildung 6.5: Histogramm der Fehler Δ_{TTB} und Δ_{TTS} in Abhängigkeit der Steigungsunsicherheit $\alpha = 15\%$ (bergauf), ohne Steigung $\alpha = 0\%$ und $\alpha = -10\%$ (bergab).

Für die Planung einer Bremsung bei $\alpha = -10\%$ Gefälle wird die Güte im Mittel um 38% überschätzt. Die Schätzung der Güte ist im Mittel als nicht robust gegenüber einem starken Gefälle zu sehen. Wird eine robustere Güteschätzung benötigt, empfiehlt es sich daher, zumindest eine grobe Messung der Straßensteigung für die Planung eines Bremsmanövers vorzunehmen. Es ist zu beachten, dass eine Überabschätzung in diesem Fall zu einer Verbesserung der Auslösung beiträgt. Insbesondere bergab wird zu spät gebremst, was der Fehlerverteilung in Abbildung 6.5 zu entnehmen ist. Wenn die Güte überschätzt wird und damit ein Bremsmanöver früh genug plausibel erscheint, dann wird dementsprechend früher eingegriffen.

Für das Ausweichmanöver ergeben sich die Wahrscheinlichkeiten zu $P_{t_0}^{CAS}(\alpha = 15\%) = 0,99$, $P_{t_0}^{CAS}(\alpha = -10\%) = 0,99$ und $P_{t_0}^{CAS}(\alpha = 0\%) = 0,99$. Die Steigung der Straße hat, wie zu erwarten, nahezu keinen Einfluss auf Δ_{TTS} .

6.4.3 Bewertung

Das Verfahren der Gütebestimmung für den Eingriffszeitpunkt kann im Falle einer nicht vorhandenen Steigungsmessung dazu verwendet werden, unsichere Auslösungen zu unterdrücken bzw. im Falle einer Bremsung zu verzögern. Bei Befahren einer abfälligen Straße ist die korrekte Planung des Eingriffes sehr unsicher. Hierbei wird die Güte der Auslösung tendenziell als zu hoch eingeschätzt, was aber zu einer Verbesserung der zeitlichen Auslöseentscheidung beitragen kann.

6.5 Korrektur des Eingriffszeitpunktes

Im Folgenden wird das Vorgehen zur Korrektur des Eingriffszeitpunktes beschrieben. Die Korrektur basiert auf dem Fehlermodell, mit dessen Hilfe zunächst der mittlere Eingriffs-

fehler in Abhängigkeit der kinematischen Parameter bestimmt wird. Damit wird kurz vor der möglichen Auslösung der Eingriffszeitpunkt korrigiert. Der Nutzen dieser Korrektur wird mit einem weiteren Datensatz nachgewiesen. Ebenso wird die Robustheit der Korrektur bei nicht beachteten Unsicherheiten untersucht.

6.5.1 Bestimmung des mittleren Eingriffsfehlers

In Abbildung 6.5 im vorigen Abschnitt der Gütebestimmung ist erkennbar, dass die Güte für den prädizierten Eingriffszeitpunkt insbesondere bei einem Bremsmanöver teilweise sehr gering ist. Daher wird im Folgenden geprüft, ob und wie das statistische Modell dazu eingesetzt werden kann, den prädizierten Eingriffszeitpunkt zu korrigieren.

Das statistische Modell enthält für jedes Wertepaar (a_{rel}, v_{rel}) eine Wahrscheinlichkeitsdichte der Fehler. Der wahrscheinlichste Eingriffsfehler Δ_m wird bestimmt über das Maximum der Wahrscheinlichkeitsdichte in $P_{max}^{M_{i,j}}$ und kann den prädizierten Eingriffszeitpunkt $t_{TTR,pred}$ um die Zeit $t_{TTR,m}$ verschieben. Dies bedeutet für den korrigierten Eingriffszeitpunkt

$$t_{TTR,m} = t_{fun} \Delta_m , \quad (6.3)$$

$$\Delta_m = \max_x \left(P^{M_{i,j}} (\Delta_{TTR} = x) \right) , \quad (6.4)$$

$$t_{TTR} = t_{TTR,pred} - t_{TTR,m} . \quad (6.5)$$

Der wahrscheinlichste Eingriffsfehler Δ_m ist in Abbildung 6.6 und die Wahrscheinlichkeit $P_{max}^{CAB}(\Delta_m)$ für den Eingriffsfehler ist in Abbildung 6.7 jeweils in Abhängigkeit der Wertepaare (a_{rel}, v_{rel}) für Brems- und Ausweichmanöver dargestellt.

Zunächst werden die Bremsmanöver CAB näher betrachtet. Die mittleren Eingriffsfehler betragen $-1 \leq \Delta_m \leq 5$ Zykluslaufzeiten. Im Bereich der hohen Egogeschwindigkeiten und der mittleren bis niedrigen Objektbeschleunigungen weicht der optimale Zeitpunkt um mehrere Zykluszeiten ab. Es ist dabei zu beachten, dass die Wahrscheinlichkeiten $P_{max}^{CAB}(\Delta_m) = P^{M_{i,j}}(\Delta_{TTR} = \Delta_m)$ für diesen Parameterbereich zum Teil sehr geringe Werte aufweisen. Dies ist auf die breite Streuung der Eingriffsfehler in diesem Bereich zurückzuführen. Für geringe Relativgeschwindigkeiten v_{rel} verschwindet der mittlere Eingriffsfehler teilweise.

Die Planung der Ausweichmanöver gelingt beinahe durchgängig ohne mittleren Eingriffsfehler. Nur im Bereich kleiner Geschwindigkeiten und Beschleunigungen tritt ein Fehler auf.

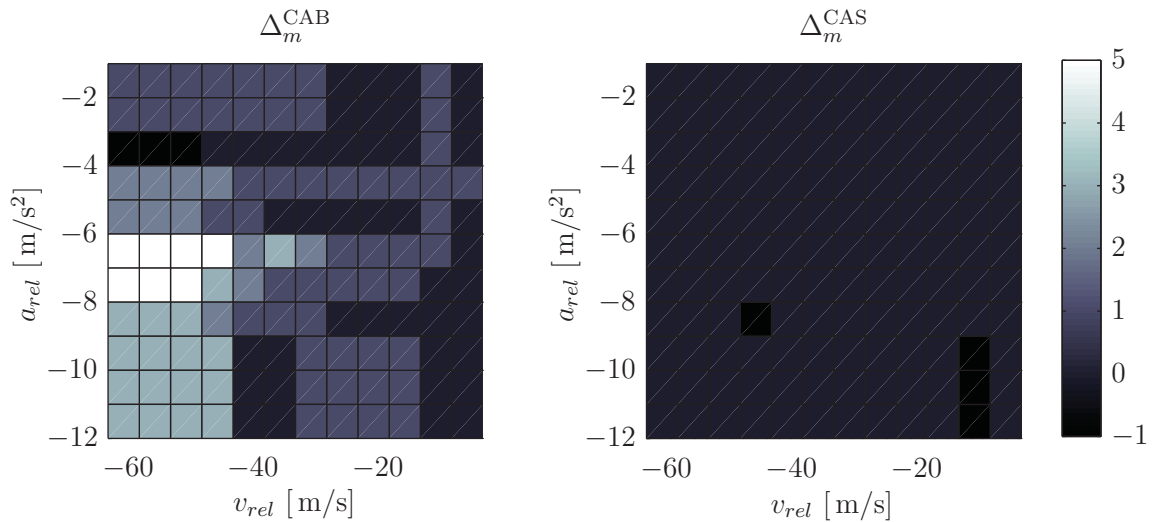


Abbildung 6.6: Wahrscheinlichster Eingriffsfehler Δ_m für CAB und CAS in Abhängigkeit von (a_{rel}, v_{rel}) .

6.5.2 Verschiebung des Eingriffszeitpunktes

Zur Auswertung der Korrektur des Eingriffszeitpunktes werden neue Datensätze mit 2000 Testdaten aus dem realen Straßenverkehr verwendet. Die Unfallsituationen sind mit beliebigen, zufällig ausgewählten Objektbremsungen zu stellen. Der Typ des Verlaufes ist demnach willkürlich ausgewählt, ebenso wie die Zeitkonstanten und die Verzögerungswerte. Die Eingriffsfehler, die für diesen Benchmark-Datensatz entstehen, werden mit den Eingriffsfehlern nach der erfolgten Korrektur verglichen.

Es ist anzumerken, dass durch das Clustering der Wertepaare (a_{rel}, v_{rel}) kein nennenswerter Fehler bei der Auswertung des statistischen Modells, das die Wertepaare zum Zeitpunkt $t_{TTR, pred} = 0$ s enthält, entsteht, wenn das Modell bei $t_{TTR, pred} = 1$ s ausgewertet wird. Der Fehler, der bei einer zum Zeitpunkt $t_{TTR, pred} = 1$ s durchgeführten Überprüfung auf ein anderes Cluster der Wertepaare führen würde, tritt für den herangezogenen Benchmark-Datensatz mit einer Wahrscheinlichkeit von $p_m = 3,9 \cdot 10^{-4}$ auf.

Die Auswertung über den neuen Datensatz ohne Berücksichtigung von Messunsicherheiten wird in Abbildung 6.8 für alle Fahrten zusammenfassend dargestellt.

Der mittlere Eingriffsfehler bei der Berechnung der Bremszeitpunkte verringert sich durch die Korrektur von $\mu^{CAB} = 1,1$ auf $\mu_m^{CAB} = 0,3$. Diese Verbesserung ist aufgrund der Optimierung mit Hilfe des mittleren TTR-Fehlers zu erwarten. Es ist weiterhin zu überprüfen, ob die Mittelwertverschiebung eine Verschiebung der gesamten Verteilung bedeutet. Daher muss zusätzlich die Form der Wahrscheinlichkeitsdichte betrachtet werden. Anhand der Standardabweichung kann nur ein geringer Unterschied festgestellt werden mit $\delta^{CAB} = 1,7$ und $\delta_m^{CAB} = 1,6$. Bei Betrachtung der Schiefe, die das auf die dritte Potenz der

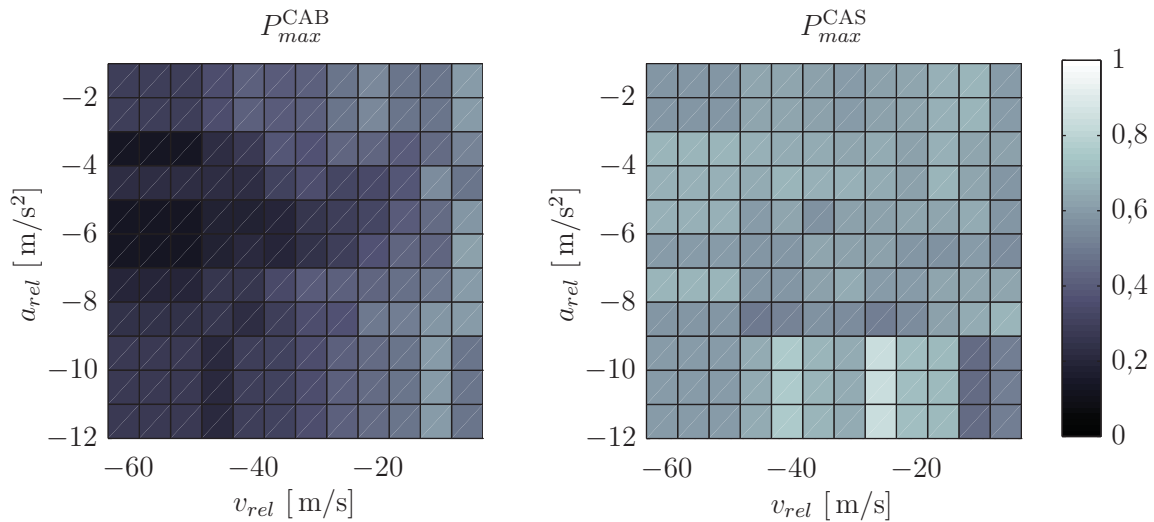


Abbildung 6.7: Wahrscheinlichkeiten $P_{max}^{CAB}(\Delta_m)$ für CAB und $P_{max}^{CAS}(\Delta_m)$ für CAS des wahrscheinlichsten Eingriffsfehlers in Abhängigkeit von (a_{rel}, v_{rel}) .

Standardabweichung bezogene, zentrale Moment 3. Ordnung darstellt, ist eine deutliche Veränderung mit $\gamma^{CAB} = 1,7$ auf $\gamma_m^{CAB} = 0,5$ erkennbar. Die korrigierte Verteilung ist also deutlich weniger rechtsschief. Da die großen Fehler, also insbesondere die zahlreichen, stark verspäteten Eingriffe, bei der Auswertung der 3. Potenz sehr stark gewichtet werden, macht sich hier die Korrektur in der Verringerung der Rechtsschiefe deutlich bemerkbar. Es werden hauptsächlich die Ausreißer korrigiert. Das bedeutet zusammen mit der Abnahme des Mittelwertes und der Standardabweichung eine deutliche Verbesserung gegenüber den Auslösezeitpunkten ohne Korrektur.

Für die Ausweicheingriffe sind die Unterschiede in den Fehlern erwartungsgemäß nicht nennenswert, da deren Eingriffszeitpunkte mit hoher Güte geplant werden.

6.5.3 Robustheit der Korrektur

Die Robustheit der Korrektur mit dem statistischen Fehlermodell wird im Folgenden unter Berücksichtigung der Mess- und Prädiktionsunsicherheiten, die sich nach der Identifikation der Nutzenszenarien auf die Steigungsunsicherheit belaufen, untersucht. Dieser Parameter wurde bei der Erstellung des statistischen Modells nicht berücksichtigt. Insbesondere bei der Fahrt bergauf ist die Eingriffsgüte ohne Berücksichtigung des statistischen Modells nach Kapitel 5.3 als sehr gut zu bezeichnen. Es soll überprüft werden, ob bei einer Korrektur der Eingriffe, die zumeist die Eingriffe vorverlegt, die Fehler noch im akzeptablen Bereich liegen.

Zur Auswertung werden Fahrten auf einer Straßensteigung von $\alpha = [-10 \ 15] \%$ als *worst-case* angenommen. Das heißt, es werden die TTR-Fehler sowie ihre Korrekturen ausgewer-

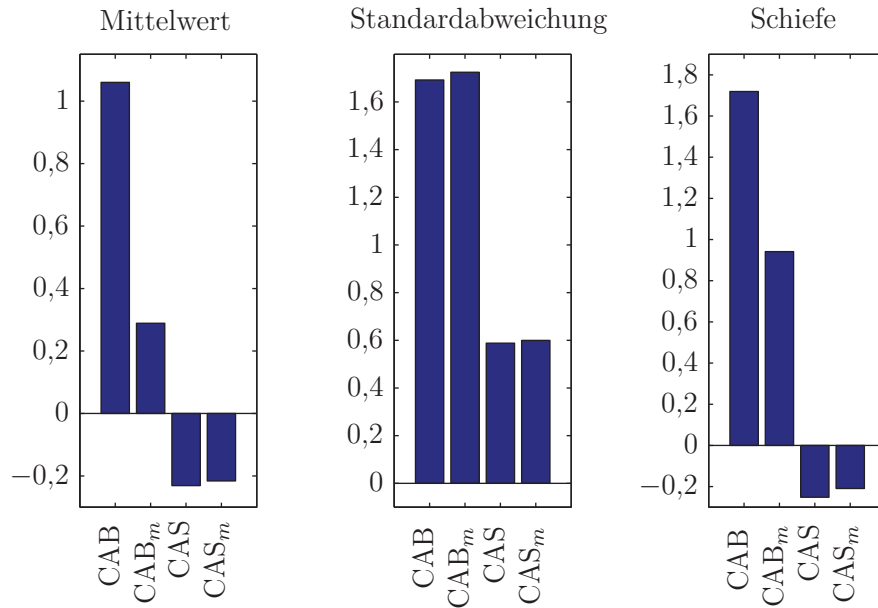


Abbildung 6.8: Mittelwert μ , Standardabweichung δ und Schiefe γ der Eingriffsfehler vor (CAB, CAS) und nach (CAB_m, CAS_m) der Korrektur mit Δ_m .

tet, die entstehen, wenn ausschließlich bei maximal spezifizierter Steigung und maximal spezifiziertem Gefälle getestet wird. Dazu wird der angesprochene Benchmark-Datensatz verwendet, wobei eine reale Steigung simuliert wird. In Abbildung 6.9 wird die Auswertung ausschließlich für die Notbremsmanöver gezeigt, analog zur Auswertung ohne Steigungsunsicherheit.

Der mittlere Eingriffsfehler bei den Bremsengriffen bergauf verringert sich durch die Korrektur auf $\mu_m^{\text{CAB}} = -0,1$. Die Standardabweichung ist nahezu unverändert. Bei Betrachtung der Schiefe ist mit $\gamma_m^{\text{CAB}} = -0,5$ erkennbar, dass die korrigierte Verteilung linksschief wird. Insgesamt sind die Folgen der Verschiebung des Eingriffszeitpunktes für eine Fahrt mit $\alpha = 15\%$ bergauf als akzeptabel zu bezeichnen.

Bergab wird insgesamt eine leichte Verbesserung der mittleren Eingriffsfehler mit $\mu_m^{\text{CAB}} = 1,4$ erreicht, die weiteren Auswertegrößen bleiben nahezu unverändert.

Die Korrektur erweist sich im Gegensatz zur Güteabschätzung als robust gegenüber der nichtbeachteten Steigungsunsicherheit. Zudem erreicht der Mittelwert des Eingriffsfehlers bei der Fahrt bergab nahezu das Niveau des Fehlers ohne Eingriffskorrektur bei ebener Fahrstrecke.

6.5.4 Bewertung

Aus diesen Beobachtungen ist ersichtlich, dass das statistische Modell und die Bestimmung des wahrscheinlichsten Eingriffsfehlers dazu geeignet sind, den Eingriffszeitpunkt

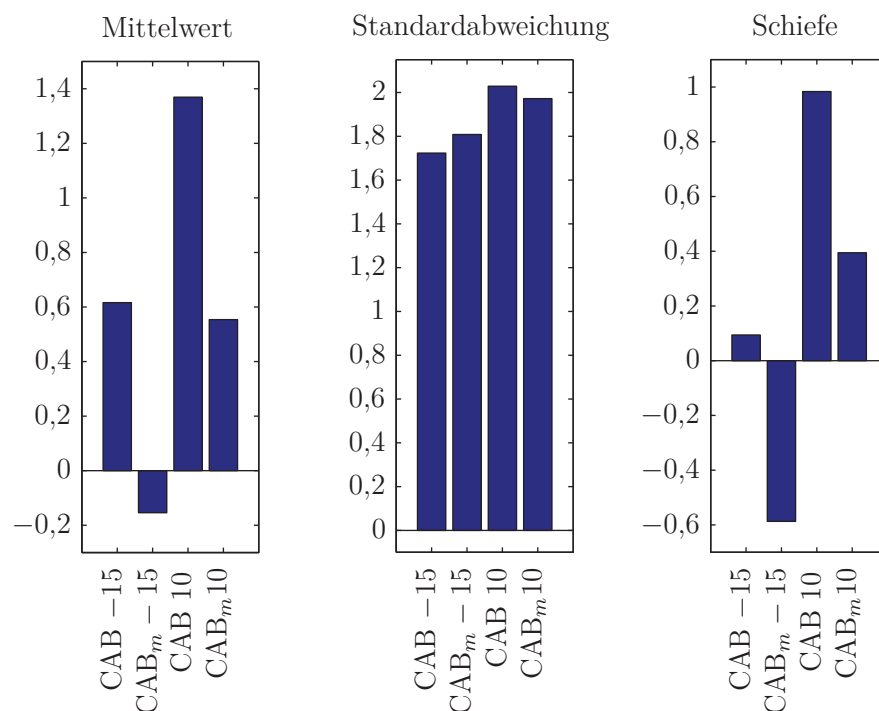


Abbildung 6.9: Mittelwert μ , Standardabweichung δ und Schiefe γ der Eingriffsfehler vor (CAB, CAS) und nach (CAB_m, CAS_m) der Korrektur Δ_m bei Steigungsunsicherheit $\alpha = 15\%$ (bergauf) und $\alpha = -10\%$ (bergab).

zu korrigieren und zu verbessern. Die Korrektur erweist sich als robust gegenüber der nicht gemessenen Straßensteigung, sofern die Beschränkungen für die identifizierten Nutzenszenarien aus Kapitel 5.2 beachtet werden.

Der Verzicht auf die Berücksichtigung der Straßensteigung in der Modellierung hat keine nennenswerten negativen Auswirkungen. Die verfrühten Auslösungen liegen innerhalb akzeptabler Grenzen, wenn man den sehr steilen⁵ Anstieg der Straße berücksichtigt.

6.6 Zusammenfassung

Der Einsatz probabilistischer Verfahren dient dazu, in Falle eines Notbrems- und Notausweichassistenten die zeitliche Entscheidungsbasis zu bewerten und zu verbessern. Der Eingriffszeitpunkt wird zunächst auf Basis der gemessenen und beobachteten Größen errechnet. In einem zweiten Schritt wird die Berechnung mit einem Gütemaß bewertet, deren Wissen aus einem Fehlermodell stammt und vorteilhaft für die Funktionalität des Fahrerassistenzsystems eingesetzt wird.

Die Modellierung des Eingriffsfehlers wird mit Hilfe eines realen im Straßenverkehr aufgezeichneten Datensatzes durchgeführt. In einer Simulationsumgebung werden realistische,

⁵und laut [Heißing 2008] extrem seltenen

zum Auffahrunfall führende Verzögerungen der vorausfahrenden Fahrzeuge der tatsächlichen Bewegung überlagert, womit der Eingriffsfehler berechnet werden kann, der für das Fehlermodell verwendet wird. Damit das Modell im Fahrbetrieb ausgewertet werden kann, basiert es auf einfachen kinematischen Größen. Damit wird ein Bezug hergestellt zwischen dem erwarteten Eingriffsfehler und messbaren bzw. beobachtbaren Größen.

Mit Hilfe des vorgestellten Verfahrens ist es möglich, die Güte der Berechnung des zeitlichen Eingriffspunktes für ein Notbrems- und Notausweichmanöver zu bestimmen. Diese Güte wird für eine Verbesserung der Entscheidungsfindung verwendet. Dabei erweist sie sich innerhalb der spezifizierten Szenarien als robust gegenüber nicht berücksichtigten Unsicherheiten.

Die statistische Modellierung ermöglicht des Weiteren eine Verbesserung des Eingriffszeitpunktes. Insbesondere bei der Durchführung von Notbremsmanövern haben die Berücksichtigung des wahrscheinlichsten Fehlers und die Eingriffskorrektur einen positiven Effekt auf den mittleren Eingriffsfehler sowie die Ausreißer, ohne dass die verfrühten Eingriffe weiter verschlechtert werden. Eine nicht modellierte Abhängigkeit in der Steigungsmessung hat keine nennenswerten Auswirkungen auf die Performance der Korrektur der TTR. Sie ist robust gegenüber nicht berücksichtigten Unsicherheiten, unter Beachtung der identifizierten Anforderungen an die Nutzenszenarien.

7 Abschätzung der Unfallfolgen

Das folgende Kapitel stellt eine Erweiterung der Bewertungsmöglichkeiten für aktive Sicherheitssysteme in der Fahrerassistenz dar, die zu einer Reduktion der Unfallfolgen-schwere oder einer Unfallvermeidung beitragen. Als Kriterium für die Wirksamkeit solcher Systeme wird in der Literatur häufig die Reduktion der Fahrgeschwindigkeit vor dem Zusammenstoß mit dem Unfallgegner angeführt [Hillenbrand 2006, Ameling 2002], um den generellen Nutzen der Systeme auszuweisen. Daraus wird auf das eigentliche Ziel, einer Verringerung der Unfallfolgen, geschlossen. Es bleibt die Frage, welche Änderung der Geschwindigkeitsreduktion und damit der Aufprallgeschwindigkeit zu einer nachweisbaren Reduktion der Unfallfolgen führt. Diesen Zusammenhang liefert eine *injury risk function* (IRF), die auf Basis von spezifischen Unfalldaten erstellt wird. Die Quantifizierung der Unfallfolgen-schwere erlaubt eine detaillierte Bewertung der Sicherheitssysteme und wird im Folgenden dazu verwendet, den Nutzen des vorgestellten probabilistischen Korrekturverfahrens auszuweisen.

In der Literatur werden unterschiedliche Verfahren vorgestellt, wie eine IRF erstellt wird. Eine Übersicht kann [Kullgren 2003] entnommen werden. In der vorliegenden Arbeit wird ein Verfahren verwendet, das eine IRF mit Hilfe von statistischen Methoden erzeugt [Evans 1986]. Dabei werden vorhandene Unfalldaten aus der GIDAS-Datenbank extrahiert und mit Hilfe eines Vergleichs von Einflussgrößen, wie z.B. der Kollisionsgeschwindigkeit, mit den Unfallfolgen auf deren Zusammenhang geschlossen. Bei Fahrzeug-Fahrzeug-Kollisionen wird die Vorhersage der Unfallfolgen erschwert, da sich die Fahrzeuge, deren Sicherheitseinrichtungen und die Fahrer selbst stark unterscheiden bezüglich ihres Unfallverhaltens [Krafft 2000]. Daher ist bei der Modellierung insbesondere auf die Auswahl der Einflussgrößen und der Beschreibung der Unfallfolgen zu achten, da diese einen großen Einfluss auf die Unterscheidbarkeit der einzelnen IRF haben. Die Unterscheidbarkeit ist daher auf ihre statistische Signifikanz zu prüfen. Wenn für jede Verletzungsschwere eine IRF modelliert ist, kann der Nutzen eines aktiven Sicherheitssystems bezüglich der Reduktion der Verletzungsschwere quantifiziert werden.

In Kapitel 6 wurde der Eingriffszeitpunkt der Notbrems- und Notausweichsysteme als Maß für die Bewertung herangezogen. Mit dem vorgestellten Korrekturverfahren wurde eine Verbesserung des Eingriffszeitpunktes um bis zu fünf Zykluszeiten im Falle eines Notbremssystems nachgewiesen. Welchen Nutzen diese Eingriffskorrektur gegenüber dem

Standardsystem aufweist, wird im Folgenden gezeigt. Dabei wird außerdem geprüft, ob die Abschätzung der Unfallfolgen während des Fahrzeugbetriebes möglich ist. Dies stellt Anforderungen für die Modellierung der Unfallfolgen an die verwendeten Größen. Als Eingangsgrößen werden deshalb nur Werte verwendet, die mit der verbauten Umfoldsensorik gemessen oder geschätzt werden können. Die unterschiedliche Komplexität bei der Bestimmung dieser Größen wird anhand der folgenden drei Beispiele verdeutlicht:

- Die Bestimmung der Relativgeschwindigkeit als wichtigste Größe für die Bestimmung der Unfallfolgen ist aufgrund ihrer Messbarkeit mit hoher Güte möglich.
- Die Masse der Objektfahrzeuge beeinflusst deren Crashverhalten maßgeblich und kann nur mit geringer Güte unter anderem über die Fahrzeugbreite erfolgen.
- Die Verwendung von Anschnallgurten im Objektfahrzeug ist nicht bestimmbar und kann nicht per se vorausgesetzt werden. Deshalb darf diese Größe bei der Modellierung nicht berücksichtigt werden.

Ein Einsatz der Unfallfolgenprädiktion als Entscheidungshilfe für die Manöverauswahl ist dann möglich, wenn die IRF statistisch signifikante Ergebnisse liefern. Der Nachweis dafür wird im Rahmen dieser Arbeit geliefert.

Bei der Auswertung der Unfallfolgen wird der Fokus auf die Bewertung der Korrektur der Notbremseingriffe gelegt. Eine Auswertung für das Notausweichsystem kann ebenfalls durchgeführt werden, allerdings bietet sich aufgrund der geringen Anzahl an fehlerhaften Auslösungen keine Möglichkeit, die Eingriffszeitpunkte zu korrigieren.

Im Folgenden wird zunächst die GIDAS-Unfalldatenbank näher betrachtet, um die Möglichkeiten aufzuzeigen, die sich damit für einen erweiterten Nutznachweis für Fahrerassistenzsysteme bieten. Der zweite Abschnitt beschreibt das Vorgehen für die Modellbildung der erwarteten Unfallfolgen mit der IRF. Hierbei werden aus der Vielzahl der Unfallkennwerte, die die GIDAS-Datenbank beinhaltet, die für die Modellbildung passenden Größen identifiziert und eine statistisch signifikante Unterscheidbarkeit der Unfallfolgen ausgewiesen. Der Zusammenhang zwischen den Unfallkennwerten wird in einer IRF modelliert. Als Abschluss wird die Bewertung der Eingriffskorrektur auf Basis der IRF nachgewiesen. Hierbei wird gezeigt, dass sich die Schwere der Unfälle unter Einsatz des probabilistischen Korrekturverfahrens zum Teil deutlich verringert.

7.1 GIDAS-Unfalldatenbank

Die GIDAS-Datenbank enthält ausschließlich Unfälle mit Personenschäden im Straßenverkehr, wobei die ersten Unfalldaten aus dem Jahr 1999 stammen. Dabei werden pro Unfall bis zu 3000 relevante Parameter aufgezeichnet. Die Unfälle werden von speziellen

Teams vor Ort aufgenommen. Ein Arzt überprüft den Gesundheitszustand der Unfallbeteiligten und stellt die genauen Unfallfolgen fest. Mehrere Techniker vermessen und fotografieren die Unfallszene und dokumentieren den Zustand der Fahrzeuge, damit im weiteren Verlauf der komplette Unfallhergang mit einer Crashesimulation exakt rekonstruiert werden kann. Die Daten, die sich aus der Nachsimulation ergeben, werden ebenso verfügbar gemacht, wie die Unfallskizzen, der Straßenverlauf und die weiteren Umweltbedingungen.

7.1.1 Auswahl der relevanten Unfälle

Aus der Unfalldatenbank müssen diejenigen Datensätze extrahiert werden, die ein mögliches Anwendungsszenario für das Notbremssystem darstellen. In diesem Falle wird nach Unfällen gesucht, die vom in Kapitel 4 spezifizierten Notbremssystem adressiert werden können. Der Unfallbeteiligte soll vom Fahrzeugtyp PKW oder LKW sein und der Unfall soll im Längsverkehr auf stehende oder in gleicher Richtung vorausfahrende Objekte stattfinden. Diese und weitere Einschränkungen ermöglichen eine feingranulare Suche nach den adressierten Situationen.

Um die vielfältigen Möglichkeiten von Unfallkonstellationen unterscheiden zu können, werden in der GIDAS-Datenbank alle Unfälle kategorisiert, z.B. einem bestimmten Unfalltyp zugeordnet. Die Bestimmung des Unfalltyps ist auf die Konfliktsituation zurückzuführen, die zum Unfall geführt hat, unabhängig von der Schuldfrage oder dem weiteren Verlauf der Situation [GIDAS-Konsortium 2011]. In Abbildung 7.1 sind verschiedene Unfalltypen dargestellt, die zu einem Auffahrunfall führen können.

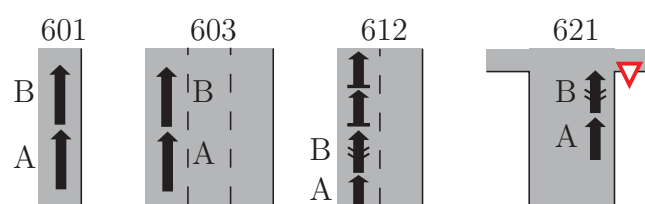


Abbildung 7.1: Unfalltypen, die zu einem Auffahrunfall führen können, nach [GIDAS-Konsortium 2011].

Darin sind die Unfalltypen 601, 603, 621 und 612 abgebildet, die die Unfallbeteiligten benennen, die jeweils befahrene Spur und ob der Vorausfahrende B wie im Unfalltyp 621 wartepflichtig ist oder wie im Unfalltyp 612 das letzte Fahrzeug in einem Stau darstellt.

Des Weiteren ist sicher zu stellen, dass im weiteren Verlauf dieser Unfalltypen ein Auffahrunfall entstanden ist. Dies kann durch die Kategorie Unfallart sichergestellt werden, die die Art und die Bewegungsrichtung der beteiligten Unfallgegner sowie den ersten Zusammenstoß beschreibt.

7.1.2 Beschreibung des Unfallvorganges

Der Vorgang des Unfalls ist umfassend untersucht und dokumentiert. Hierbei sind die Fahrtrichtungen, die Fahrzeuggeschwindigkeiten und die Bremsmanöver hervorzuheben, die in der Datenbank dank der Unfallrekonstruktion hinterlegt sind. Außerdem sind die Masse der Fahrzeuge und die Kennzahlen des Anpralls, also der Anprallort und der Anprallwinkel, hinterlegt.

Die Größen können von im Fahrzeug verbauter Umfeldsensorik gemessen werden oder sie müssen geschätzt bzw. prädiziert werden, damit sie für die Unfallfolgenabschätzung verwendet werden können.

7.1.3 Beschreibung der Unfallfolgeschwere

Für die Modellbildung der Unfallfolgenabschätzung werden diejenigen Größen benötigt, mit denen sich der Unfallvorgang und die jeweiligen Unfallfolgen für die Beteiligten beschreiben lassen. Die Unfallfolgen der Beteiligten liegen in sehr differenzierter Form vor. Die Verletzungsschwere wird gemeinsam für alle Personen, für einzelne Personen (Fahrer oder Insassen) und für einzelne Körperteile (Kopf, Hals, Thorax, etc.) angegeben. Der Grad der Verletzung wird in einzelnen Stufen oder in maximaler Verletzungsschwere angegeben. Als ordinale Skala für den Verletzungsgrad einer Person kann z.B. „unverletzt“, „leicht verletzt“, „schwer verletzt“ oder „getötet“ herangezogen werden.

7.2 Modellbildung für Prädiktion der Unfallfolgen

Im Folgenden wird ein statistisches Modell erstellt, das einen Zusammenhang zwischen den Größen, die den Unfallhergang beschreiben, und den Größen, die die Unfallfolgeschwere beschreiben, liefert. Die Eingangsgrößen werden als unabhängige Variablen angenommen und unterliegen der Einschränkung, dass sie von der Umfeldsensorik eines PKW bestimmbar sein müssen.

Zunächst werden die Randbedingungen für die Auswahl der Unfalldatensätze und die Bestimmung der Unfallfolgen, der abhängigen Variablen, festgelegt. In einem zweiten Schritt wird die Auswahl der unabhängigen und abhängigen Variablen bestimmt. Die Verteilungen der abhängigen Variablen für die Unfallfolgeschwere werden auf statistisch signifikante Unterscheidbarkeit getestet. Aus den Verteilungen werden dann die maximalen Wahrscheinlichkeiten für die jeweiligen Unfallfolgeschweren bestimmt.

7.2.1 Randbedingungen für die Modellierung

Das Modell für die Unfallfolgeschwere wird auf Basis von Unfalldaten erstellt. Die verwendeten Datensätze müssen generell ähnliche Unfallvorgänge und Unfallbeteiligte haben, um eine eindeutige Abschätzbarkeit der Unfallfolgeschwere zu ermöglichen. Daher werden im Folgenden Randbedingungen an die Auswahl der Unfalldatensätze gestellt.

Als Ego-Fahrzeuge werden nur PKW zugelassen. Die Objektfahrzeuge, die bei der Erstellung des Unfallfolgenmodells zugelassen werden, sind Fahrzeuge mit mindestens vier Rädern, womit insbesondere keine Zweiräder und Fußgänger beachtet werden. Des Weiteren müssen untypische Fahrzeuge wie landwirtschaftliche Zugmaschinen, militärische Sonderfahrzeuge, selbst fahrende Maschinen und Quads explizit ausgeschlossen werden.

Es werden nur die Unfallfolgen für den Fahrer des Ego-Fahrzeuges betrachtet. Hier sind der Zustand oder das Vorhandensein von passiven Sicherheitseinrichtungen wie Airbag und Sicherheitsgurt bekannt und werden im weiteren Verlauf vorausgesetzt. Würde man die Prädiktion der Unfallfolgen auf den Fahrer des Objekt-Fahrzeuges ausdehnen, müssten Annahmen über den Zustand und das Vorhandensein der passiven Sicherheitseinrichtungen getroffen werden, die die Verteilung der Unfallfolgen maßgeblich beeinflussen. Damit ist eine Modellierung mit statistisch signifikanten Unterschieden in den Unfallfolgen auch für den Fahrer des Objekt-Fahrzeuges denkbar.

Bei der Modellierung der Unfallfolgen werden alle berücksichtigten Einzelfälle gleich gewichtet. Die Bewertung der Eingriffskorrektur trifft keine auf das gesamtdeutsche Verkehrsgeschehen bezogene Aussage, sondern beschränkt sich auf die Gesamtmenge der berücksichtigten Einzelfälle.

Unter den genannten Voraussetzungen konnten 771 Unfälle aus der Datenbank extrahiert werden, die den Kriterien entsprechen. Mit dieser Anzahl an Unfalldaten ist es möglich, durch die Modellierung einer IRF eine aussagekräftige Unfallfolgenabschätzung durchzuführen [Kullgren 2003].

7.2.2 Auswahl der Parameter

Die folgende Vorauswahl der unabhängigen und abhängigen Parameter für die Modellbildung wird auf Basis von Expertenwissen getroffen. Der Zusammenhang der Parameter wird in zwei weiteren Schritten untersucht. Zunächst wird die Korrelation zwischen den Parametern bestimmt. Die Paare unabhängiger und abhängiger Parameter mit der höchsten Korrelation werden in einem nächsten Schritt dahingehend geprüft, ob sich die Verteilungen der einzelnen Verletzungsgrade statistisch signifikant unterscheiden. Dieje-

nigen Parameterkombinationen, für die diese Voraussetzungen erfüllt sind, werden zur Erstellung eines statistischen Modells für die Unfallfolgeschwere, einer IRF, verwendet.

Unabhängige Parameter

Zunächst wird eine Liste mit den unabhängigen Parametern erstellt, die in der Datenbank enthalten sind, wie z.B. die Relativgeschwindigkeit unmittelbar vor der Kollision, oder die sich aus den enthaltenen Größen errechnen lassen, wie z.B. die kinetische Energie¹ des nachfahrenden Fahrzeuges. Es ist darauf zu achten, dass die Parameter mit den in einem Fahrzeug befindlichen Umfeldsensoren, vergleiche hierzu Kapitel 3.2, bestimmbar sind. Daher werden Variablen, die z.B. die korrekte Verwendung des Anschnallgurtes beschreiben, nicht berücksichtigt, obwohl sie maßgeblichen Einfluss auf die Unfallfolgeschwere haben. Dies wirkt sich entsprechend negativ auf die Eindeutigkeit der Unfallfolgenvorhersage aus. In Tabelle 7.1 werden beispielhaft fünf unabhängige Parameter aufgeführt und beschrieben.

Bezeichnung	Beschreibung
$v_{k,ego}$	Differenz der Geschwindigkeit vor und nach der Kollision $v_{k,ego} = v_{ego,vor} - v_{ego,nach}$
Δv_{sum}	Summe der Kollisionsgeschwindigkeiten $\Delta v_{sum} = v_{k,ego} + v_{k,obj}$
v_{rel}	longitudinale Relativgeschwindigkeit
$E_{kin,uber}$	Überschuss an kinetischer Energie $E_{kin,uber} = 0,5 m_{ego} v_{rel}^2$
$p_{ego,uber}$	Überschuss an Impuls $p_{ego,uber} = m_{ego} v_{rel}$

Tabelle 7.1: Auswahl an unabhängigen Parametern zur Erstellung des Modells der Unfallfolgen.

Im Anhang A.3 findet sich eine vollständige Liste der für die Modellierung der Unfallfolgen gewählten unabhängigen Parameter, sowie deren Definition.

Abhängige Parameter

Die Auswahl der abhängigen Parameter beschränkt sich auf die Angaben der in der Datenbank codierten Verletzungsschweren. Hierbei wurden die Verletzungen einzelner

¹ $E_{kin} = 0,5 m \cdot v^2$, wobei die Masse m und die Geschwindigkeit v bekannt sind

Körperteile ebenso wie die gesamten Verletzungen der Person berücksichtigt. Die Verletzungen einzelner Körperteile werden in der AIS-Skala (*Abbreviated Injury Scale*) definiert, welche nur die Verletzung beschreiben soll, unabhängig von der Behandlung oder der Behandlungsdauer [Haasper 2010, Gennarelli 1998]. Die gesamte Verletzungsschwere wird über die ordinale Skala für die Art der Behandlung angegeben, also „unbehandelt“, „ambulant“, „stationär“ oder „nicht behandelbar“ (tot). Eine vollständige Auflistung der Einteilung in die Unfallschwereklassen abhängig von der Betrachtung globaler oder lokaler Verletzungen findet sich im Anhang A.4. Es ist zu beachten, dass sich bei der Auswertung auf den Zustand des Fahrzeugführers beschränkt wurde.

Test auf Korrelation

Um einen Überblick über die Lage der unabhängigen Parameter bezüglich der Unfallschwere zu erhalten, werden alle möglichen Kombinationen der Korrelationen ausgewertet. Die Werte der Auswahl der unabhängigen Parameter U werden den Werten der Auswahl der abhängigen Parameter A gegenübergestellt. Die ordinale Skala der Unfallschwere (unverletzt, stationär, ambulant, etc.) wurde für diese Auswertung auf eine einfache Verhältnisskala (1, 2, 3, etc.) übersetzt. Da die Größen der unabhängigen Parameter X so gewählt wurden, dass für steigende Werte nach intuitiver Betrachtung eine größere Unfallschwere Y erwartet wird, wie z.B. für steigende absolute Relativgeschwindigkeit, wird jeweils ein positiver Korrelationskoeffizient K erwartet. Dabei wird K definiert als

$$K(U, A) = \frac{\text{cov}(U, A)}{\sqrt{\text{var}(U)}\sqrt{\text{var}(A)}} , \quad \text{mit } \text{var}(U) > 0, \text{var}(A) > 0 , \quad (7.1)$$

wobei $\text{cov}(U, A)$ die Kovarianz der Variablen in U und A bezeichnet und $\text{var}(\cdot)$ die jeweilige Varianz.

In der folgenden Tabelle 7.2 sind die fünf unabhängigen Parameter U mit den höchsten Korrelationswerten K aufgetragen, die gegenüber den Unfallfolgen A für die gesamte Verletzungsschwere des Fahrers nach Tabelle A.2 im Anhang A.4 erreicht wird.

Die reduzierte Kollisionsgeschwindigkeit für das Egofahrzeug $v_{k,ego}$ erreicht hierbei die höchste Korrelation. Die Werte der Fehler 1. Art α sind durchgängig gering. Für die Größe $v_{k,ego}$ ist anzumerken, dass hier jeweils die bekannten Fahrzeugmassen von Objekt m_o und Ego m_e eingesetzt wurden. Die Stoßzahl wurde auf einen konstanten Wert von $\epsilon = 0,3$ gesetzt [Kalthoff 2000, Kalthoff 2009].

Tabelle 7.2 erlaubt eine Übersicht über den Zusammenhang der Parameter. Für die Erzeugung eines statistisch aussagekräftigen Modells wird im weiteren Verlauf die Unfallfolgen schwere über den unabhängigen Parametern auf eine Unterscheidbarkeit in ihren nominalen Skalen geprüft.

Parameter U	K	α
$v_{k,ego}$	0,3082	$1,94 \cdot 10^{-18}$
Δv_{sum}	0,3048	$4,82 \cdot 10^{-18}$
v_{rel}	0,3048	$4,82 \cdot 10^{-18}$
$E_{kin,rel}$	0,2954	$5,39 \cdot 10^{-17}$
$p_{rel,ego}$	0,2701	$2,31 \cdot 10^{-14}$

Tabelle 7.2: Korrelation mit Korrelationskoeffizient K zwischen unabhängigen und abhängigen Parametern U und A .

Test auf statistische Signifikanz

Zwischen den unabhängigen Parametern und den abhängigen Parametern besteht entsprechend Tabelle 7.2 grundsätzlich ein positiver linearer Zusammenhang. Damit kann ein statistisches Modell für die Unfallfolgeschwere erstellt werden, das z.B. auf Basis von $v_{k,ego}$ auf die Verteilung der Unfallfolgeschwere für eine bestimmte Unfallklasse schließen lässt, wie in Abbildung 7.2 exemplarisch gezeigt.

Für die Verletzungsschweren „unverletzt“ stehen 584 Datensätze zur Verfügung, für „ambulant“ 149 Datensätze, für „stationär“ 37 Datensätze und für „tot“ nur 1 Datensatz. Für diesen Datensatz sind nicht ausreichend viele Datenpunkte vorhanden, um ihn für die Modellierung einzusetzen. Der Datensatz „unverletzt“ hat am meisten Datenpunkte, der Datensatz „stationär“ ist dagegen deutlich kleiner. Allerdings sind die sehr leichten Unfälle im Gegensatz zu den schwereren Unfällen ungenauer erfasst. Dies liegt nach Expertenaussagen an der Tatsache, dass bei sehr leichten Verletzungen die Unfallbeteiligten keine Behandlung wünschen, bzw. sich diese erübrigt.

Die Verteilung für „unverletzt“ wird im Folgenden mit F_0 , „ambulant“ mit F_1 und „stationär“ mit F_2 bezeichnet.

Für eine Modellierung der Unfallfolgen muss überprüft werden, ob sich die Lage der Datenpunkte, bzw. die zentrale Tendenz, für die einzelnen Verletzungsschweren $F_0(v_{k,ego})$, $F_1(v_{k,ego})$ und $F_2(v_{k,ego})$ statistisch signifikant voneinander unterscheiden. Es muss demnach überprüft werden, ob sich die Verteilungen durch eine Verschiebung um $b_i \neq 0$ für

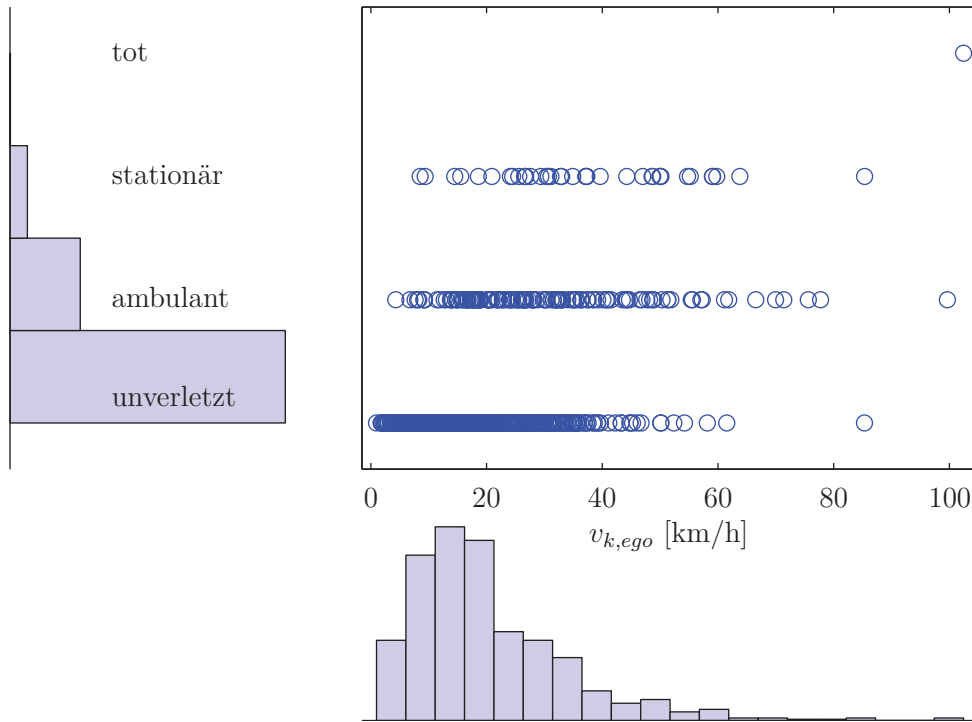


Abbildung 7.2: Verteilung der Unfallfolgeschwere bezüglich der Reduktion der Kollisionsschwindigkeit des Ego-Fahrzeugs $v_{k,ego}$ und zugehörige Häufigkeitsverteilungen.

$i = 1, 2, 3$ mit

$$F_0(v_{k,ego} - b_1) = F_1(v_{k,ego}) , \quad (7.2)$$

$$F_1(v_{k,ego} - b_2) = F_2(v_{k,ego}) , \quad (7.3)$$

$$F_0(v_{k,ego} - b_3) = F_2(v_{k,ego}) , \quad (7.4)$$

in ihrer Lage vergleichen lassen. Die Unterscheidbarkeit liegt, unter Beachtung eines Signifikanzniveaus α , vor, wenn die Verteilung der Datenpunkte für die unterschiedlichen Verletzungsschweren nicht zufällig entsteht, sondern aufgrund eines systematischen Zusammenhangs. Damit werden die Unterscheidbarkeit und die Aussagekraft der einzelnen Unfallfolgeschweren sichergestellt.

Damit kann die Nullhypothese H_0 formuliert werden zu

$$H_0 : b = 0 , \quad (7.5)$$

die besagt, dass sich die Verteilungen in ihrer zentralen Tendenz gleichen, und

$$H_1 : b \neq 0 . \quad (7.6)$$

Die Datenpunkte in den Verteilungen der Verletzungsschweren sind jeweils unabhängig voneinander, da die berücksichtigten Unfälle nicht zusammenhängen.

Um den passenden statistischen Test auswählen zu können, muss zunächst die Entscheidung über einen parametrischen oder nichtparametrischen Test getroffen werden [Hartung 1991, Rinne 2008]. Daher wird geprüft, ob die Verteilung der Datenpunkte in den Verletzungsschweren einer Normalverteilung entspricht. Mit Hilfe eines *Kolmogorow-Smirnow-Tests* kann diese Auswertung durchgeführt werden, das Ergebnis ist in Tabelle 7.3 für das Beispiel aus Abbildung 7.2 dargestellt.

	Ergebnis	$p(F_N)$
Unverletzt	$F_0 \neq F_N$	0
Ambulant	$F_1 \neq F_N$	$3,24 \cdot 10^{-132}$
Stationär	$F_2 \neq F_N$	$4,74 \cdot 10^{-34}$

Tabelle 7.3: Ergebnisse des Verteilungstests.

Die Verteilungen in F_0 , F_1 und F_2 entstammen demnach keiner Normalverteilung F_N . Die Wahrscheinlichkeiten $p(F_N)$, dass die Datenpunkte aus den Verletzungsschweren einer Normalverteilung entstammen, sind sehr gering. Daraus folgt, dass ein nichtparametrischer Test auszuwählen ist.

Generell sind die parametrischen Tests den nichtparametrischen Tests vorzuziehen, da sie aussagekräftiger sind [Bortz 1999]. Dies gilt allerdings nur, wenn die Verteilungsannahmen richtig sind. Deshalb wird im Folgenden ein nichtparametrischer Test für den Hypothesentest H_0 verwendet, um die Unterscheidung der zentralen Tendenz der Datenpunkte zu untersuchen. Mit Hilfe des *Mann-Whitney-U-Tests* kann überprüft werden, ob zwei Zufallsverteilungen derselben Grundgesamtheit angehören [Hollander 1999]. Die Annahmen von unabhängigen Stichproben sind erfüllt. Des Weiteren werden gleiche Verteilungsformen bzw. gleiche Varianzen angenommen. Auch wenn diese Voraussetzung für die vorliegenden Datensätze nicht immer erfüllt ist, wird der *Mann-Whitney-U-Test* z.B. dem *Median-Test*, der diese Annahme nicht benötigt, vorgezogen, da der *Median-Test* eine deutlich geringere Aussagekraft besitzt [Gibbons 2006].

Die Datensätze werden jeweils paarweise getestet. Damit ergeben sich für zwei Hypothesentests H_0^{01} und H_0^{12} für die Verteilungen in F_0 zu F_1 und F_1 zu F_2 . Der Test H_0^{02} von F_0 zu F_2 ist aufgrund der ordinalen Skalierung unnötig. Als Signifikanzniveau wird $\alpha = 0,05$ gewählt.

Im Anhang A.5 befindet sich die vollständige Auswertung für die Kombinationen von unabhängigen und abhängigen Parametern in Tabelle A.5.

Das beste Ergebnis liefert die Paarung des bisher verwendeten unabhängigen Parameters $v_{k,ego}$ mit dem abhängigen Parameter der globalen Verletzungsschwere. Für beide Hypothesentests wird die Nullhypothese zurückgewiesen, wobei die Wahrscheinlichkeit für eine Annahme der Hypothese $H_0 : b = 0$ bei

$$p^{01} = 0,0 \quad \text{für } H_0^{01} \quad (7.7)$$

$$p^{12} = 0,00438 \quad \text{für } H_0^{12} \quad (7.8)$$

liegt.

Demnach kann nicht davon ausgegangen werden, dass die vorliegenden Daten für die Verletzungsschweren abhängig von der Differenz der Kollisionsgeschwindigkeit $v_{k,ego}$ der gleichen Verteilung entstammen. Daraus wird auf eine statistisch signifikante Unterscheidbarkeit der zentralen Tendenz der Verteilungen geschlossen.

Bei den abhängigen Parametern erweist sich die lokale Betrachtung der Unfallfolgen auf die Körperregionen „Hals“ in Tabelle A.6 und „Thorax“ in Tabelle A.7 als nicht statistisch signifikant unterscheidbar. Die feinere Auflösung der Unfallschwere nach der AIS-Skala kann mit Hilfe der vorliegenden unabhängigen Variablen nicht ausreichend genau abgebildet werden.

7.2.3 Wahrscheinlichkeit der Unfallfolgeschwere

Auf Basis der identifizierten unabhängigen und abhängigen Parameter U und A wird ein statistisches Modell K erstellt. Für die weitere Betrachtung werden $v_{k,ego}$ und die zugehörige Verteilung F der globalen Verletzungsschwere eingesetzt, da diese Kombination nach Tabelle A.5 im Anhang A.5 die signifikantesten Ergebnisse liefert. Mit Hilfe der prädizierten Relativgeschwindigkeit kurz vor der Kollision und der geschätzten Masse des Objektfahrzeuges wird die erwartete Unfallschwere bestimmt. Die Funktion der Unfallschwere wird als *Injury Risk Function* (IRF) bezeichnet [Evans 1994]. Sie beschreibt das Risiko, dass eine bestimmte Verletzungsschwere, unabhängig von einer anderen Verletzungsschwere, eintritt.

Im Falle des vorliegenden Modells wird demnach die kumulierte Wahrscheinlichkeit K_F für eine Verletzungsschwere angegeben, die bis zu einer vorgegebenen maximalen Differenz der Kollisionsgeschwindigkeit des Egofahrzeugs $v_{k,max}$ erreicht wird. Die über der Geschwindigkeit kumulierte Summe der Datenpunkte für die Verteilung der einzelnen

Verletzungsschweren F_0 , F_1 und F_2 ergibt die Verläufe für

$$K_{F_0}(v_{k,max}) = \sum F_0(v_{k,ego} \leq v_{k,max}) , \quad (7.9)$$

$$K_{F_1}(v_{k,max}) = \sum F_1(v_{k,ego} \leq v_{k,max}) , \quad (7.10)$$

$$K_{F_2}(v_{k,max}) = \sum F_2(v_{k,ego} \leq v_{k,max}) . \quad (7.11)$$

Die Verletzungsschweren werden mit einer sigmoidalen Funktion

$$f(v_{k,max}, n_i) = n_1 + \frac{1}{1 + e^{-\frac{v_{k,max} - n_2}{n_3}}} , \quad \text{mit } i = 1, 2, 3 \quad (7.12)$$

angenähert, die auf den diskreten Verlauf der Datenpunkte mit Hilfe der Parameter n_1 , n_2 und n_3 angepasst wurde. Die Parameter aus dem *Least-Squares-Fit* mit

$$\min_{n_i} \left(\sum (f(v_{k,max}, n_i) - K(v_{k,max}))^2 \right) \quad (7.13)$$

sind in Tabelle 7.4 aufgeführt.

	n_1	n_2	n_3
Verletzungsschwere F_0	0,0344	20,01	6,21
Verletzungsschwere F_1	0,0097	37,23	8,65
Verletzungsschwere F_2	0,0067	50,04	10,11

Tabelle 7.4: Parameter n_1 , n_2 und n_3 für die Sigmoide in (7.12) zur Erzeugung der IRF aus den Verteilungen F_0 , F_1 und F_2 .

Die kontinuierlichen Verteilungsfunktion f_F der Unfallschweren sind in Abbildung 7.3 dargestellt, wobei die kontinuierliche Funktion mit einer Sigmoide angenähert wurde. Der Verlauf von f_{F_0} beschreibt dabei die Wahrscheinlichkeit, dass bis zu einer bestimmten Geschwindigkeitsdifferenz der Fahrer des Ego-Fahrzeuges unverletzt bleibt, jedoch nicht der Fahrer des Objekt-Fahrzeuges.

Bei einer Reduktion der Kollisionsgeschwindigkeit von bis zu $v_{k,max} = 30$ km/h für das Ego-Fahrzeug besteht demnach eine Wahrscheinlichkeit $f_{F_1}(30 \text{ km/h}) = 0,6$, dass der Fahrer des Ego-Fahrzeugs ambulant behandelt werden muss und eine Wahrscheinlichkeit von $f_{F_2}(30 \text{ km/h}) = 0,3$, dass er stationär behandelt werden muss.

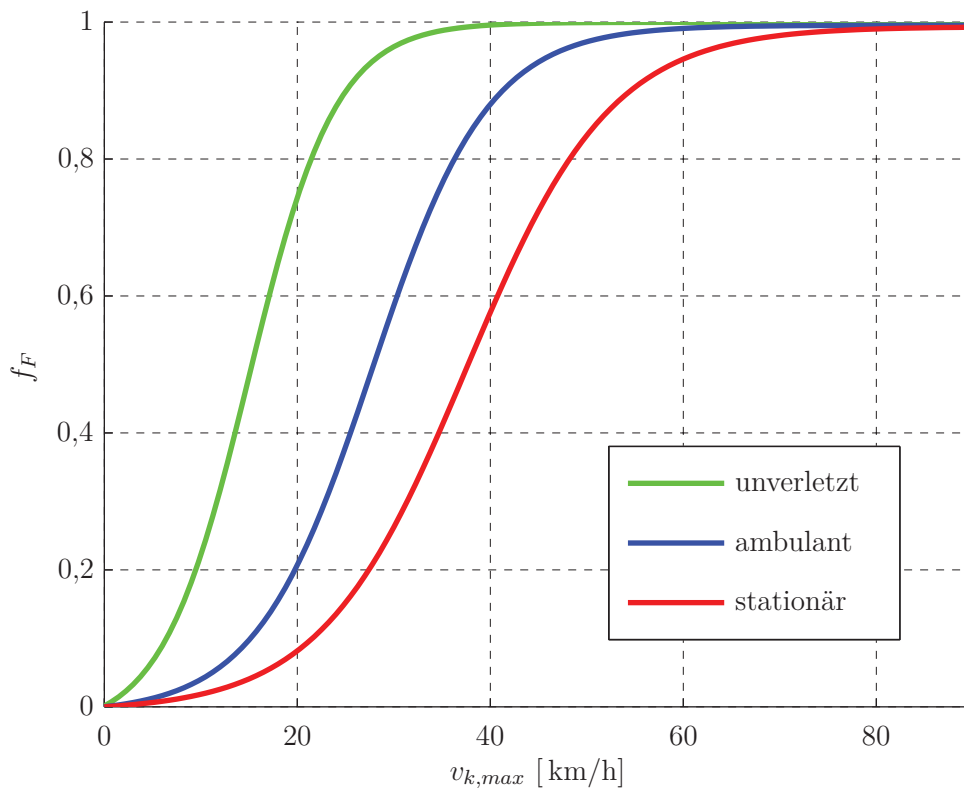


Abbildung 7.3: Verläufe der Verteilungsfunktionen f für die Verletzungsschweren in den Verteilungen F_0 , F_1 und F_2 in Abhängigkeit der maximalen Differenz der Kollisionsgeschwindigkeit des Egofahrzeugs $v_{k,max}$.

7.3 Bewertung der Eingriffskorrektur mit Hilfe der Injury Risk Function

Die Korrektur der zeitlichen Eingriffsentscheidung für ein Notbremsmanöver in Kapitel 6 wurde mit Hilfe eines Testdatensatzes bewertet, wobei der Mittelwert der Eingriffsfehler mit und ohne Korrekturverfahren verglichen wurde. Eine anschaulichere Bewertungsmöglichkeit bietet die Abschätzung der Unfallfolgen, die entstehen, wenn ein Bremsmanöver unter Einfluss von Unsicherheiten nicht korrekt geplant und der Eingriffszeitpunkt zu spät gewählt wird. Durch das Korrekturverfahren wird der Eingriffszeitpunkt abhängig von der Relativbewegung verbessert und ermöglicht damit eine geringere Unfallfolgeschwere. Für diese Auswertung wird die IRF verwendet, die im vorigen Abschnitt erzeugt wurde. Bei der Modellierung der IRF wurden die Randbedingungen eines Auffahrunfalls berücksichtigt, ebenso wie die Voraussetzungen für die Bestimmung der unabhängigen Parameter.

Die zu bestimmenden unabhängigen Parameter für die Differenz der Kollisionsgeschwindigkeit des Ego-Fahrzeugs

$$v_{k,ego} = v_x \frac{1 + \epsilon}{1 + \frac{m_{ego}}{m_{obj}}} \quad (7.14)$$

sind die Relativgeschwindigkeit v_x zum Zeitpunkt unmittelbar vor der Kollision, die Stoßzahl ϵ und die Masse der Fahrzeuge m_{ego} und m_{obj} . Das Verhältnis der Fahrzeugmassen wird für die Nutzenbewertung des Korrekturverfahrens auf $\frac{m_{ego}}{m_{obj}} = 1$ gesetzt. Die Stoßzahl wird, wie bei der Modellierung der Unfallfolgen, auf den Wert $\epsilon = 0,3$ für eine Kollision zwischen zwei PKW gesetzt. In [Kalthoff 2009, Kalthoff 2000] finden sich Verfahren zur genaueren Bestimmung der Stoßzahl ϵ , die u.a. von der Höhe der Relativgeschwindigkeit zwischen beiden Fahrzeugen vor der Kollision, der Überdeckung der Fahrzeugbreiten und der Bauart der Fahrzeuge abhängig gemacht wird. Die Relativgeschwindigkeit v_x unmittelbar vor der Kollision ist aus der Simulationsumgebung bekannt.

Als Bewertungsgrundlage wird der Datensatz mit $N = 2000$ Testdaten für das Korrekturverfahren aus Kapitel 6 herangezogen. Die Fahrten wurden ohne Berücksichtigung von Messunsicherheiten simuliert, die Prädiktion der Relativbewegung stellt die einzige Unsicherheit für die Testdaten dar. Diese werden mit und ohne Korrekturverfahren ausgewertet. Die jeweiligen Relativgeschwindigkeiten unmittelbar vor der Kollision werden für die Erstellung der Differenz der Kollisionsgeschwindigkeiten $v_{k,ego}$ ohne Korrektur und $v_{k,ego}^m$ mit Korrektur verwendet. Die Auswertung der IRF auf Basis von f_{F_0} , f_{F_1} , und f_{F_2} wird in Tabelle 7.5 dargestellt.

	F_0	F_1	F_2
$f(v_{k,ego}) < 0,01$ [%]	44,0	79,7	90,8
$f(v_{k,ego}^m) < 0,01$ [%]	63,8	87,5	94,8
$f(v_{k,ego}) > 0,5$ [%]	3,2	0,65	0,3
$f(v_{k,ego}^m) > 0,5$ [%]	1,8	0,35	0,1
$\min(f(v_{k,ego}^m) - f(v_{k,ego}))$ [%]	-54	-52	-46

Tabelle 7.5: Auswertung der Verletzungsschwere auf Basis von $N = 2000$ Testdaten.

Mit $f(v_{k,ego}) < 0,01$ werden diejenigen Fahrten beschrieben, bei denen das Risiko für die jeweilige Verletzungsschwere unter 1% liegt. Das sind alle Fahrten, bei denen keine Kollision auftritt oder die Differenz der Kollisionsgeschwindigkeiten entsprechend niedrig ist. Die Wahrscheinlichkeit, dass zumindest der Fahrer des Egofahrzeugs unverletzt

bleibt, erhöht sich durch die Korrektur des Eingriffszeitpunktes über die Gesamtheit der Testdaten von 44% auf 63,8%. Für die weiteren Verletzungsschweren fällt diese Verbesserung geringer aus. Für das Ausbleiben einer ambulant behandelbaren Verletzung F_1 steigt die Wahrscheinlichkeit um ca. 8% und für das Ausbleiben einer stationär behandelbaren Verletzung F_2 um 4%.

Der Anteil der Testdaten, die mit einer Wahrscheinlichkeit von mindestens 50% aus $f(v_{k,ego}) > 0,5$ eine bestimmte Verletzungsschwere erzeugen, ist vergleichbar gering. Hier kann mit Hilfe des Korrekturverfahrens der Anteil in etwa um die Hälfte reduziert werden, jeweils für alle Grade F_0 , F_1 und F_2 der Verletzungsschwere. Hierbei fällt auf, dass für schwerere Verletzungen in F_2 die Verbesserung leicht zunimmt.

Die maximal erreichte Verringerung des Verletzungsrisikos $\min(f(v_{k,ego}^m) - f(v_{k,ego}))$ über alle Testdaten liegt für die drei Verletzungsgrade bei ca. -50%. Dies ist insbesondere für das Risiko einer stationär zu behandelnden Verletzung ein beachtlicher Anteil und zeigt deutlich den Nutzen des Korrekturverfahrens auf.

Die Wahrscheinlichkeit, dass im realen Straßenverkehr eine besonders große Risikominimierung durch das Korrekturverfahren erreicht wird, ist allerdings nur sehr schwer abschätzbar. Für die Bewertung wurden 2000 Testdatensätze benutzt. Diese sind mit der Anzahl an jährlich auftretenden Auffahrunfällen mit Personenschäden anteilig zu verrechnen, um die Häufigkeit der entsprechenden Auffahrunfälle zu bestimmen. Außerdem muss die Wahrscheinlichkeit berücksichtigt werden, dass der Auffahrunfall mit denjenigen kinematischen Zuständen geschieht, die eine besonders große Korrektur erfordern bzw. ermöglichen.

Es sei angemerkt, dass der vorliegenden Nutzensauswertung die Annahmen über die Stoßzahl ϵ und die Masse des Objektfahrzeuges m_{obj} zugrunde liegen. Die Variation der Stoßzahl liegt nach [Kalthoff 2009] abhängig von der Relativgeschwindigkeit und der Überdeckung der Fahrzeuggeometrien bei bis zu $\pm 0,1$. Dies führt zu einer maximalen Variation der Differenz der Kollisionsgeschwindigkeit $v_{k,ego}$ von $\pm 5\%$. Die Einschränkungen in der Genauigkeit der Objektmasse sind von der gleichen Größenordnung. Die Masse eines PKW kann aufgrund seiner äußeren Form bzw. Rückansicht, Breite und einer Fahrzeugklassifizierung auf ± 200 kg genau bestimmt werden. Mit Hilfe einer worst-case-Abschätzung kann damit eine Genauigkeit für die Differenz der Kollisionsgeschwindigkeiten $v_{k,ego}$ von $\pm 5\%$ erreicht werden. Diese Angaben führen in Kombination zu maximalen Fehlern von $\pm 5\%$, im Bereich der größten Steigungen der jeweiligen IRF.

Die Verwendung der Relativgeschwindigkeit unmittelbar vor der Kollision als unabhängiger Parameter für die IRF benötigt keine Angaben von Stoßzahlen und Objektmassen. Wie den Tabellen im Anhang zu entnehmen ist, ist auch für diese Größe eine statistisch signifikante Unterscheidbarkeit der Verletzungsschweren gegeben. Allerdings ist der

Unterschied in den Wahrscheinlichkeiten für ambulante und stationäre Behandlung sehr gering, weshalb die $v_{k,ego}$ vorgezogen wurde.

Ein Einsatz der Unfallfolgenabschätzung als weiteres Kriterium für die Entscheidungsfindung eines Notbrems- und Ausweichassistenten ist unter Verwendung der vorliegenden IRFs für den in dieser Arbeit beschriebenen Anwendungsfall möglich. Somit kann als Entscheidungsbasis neben der Kritikalität der Situation und der Wahrscheinlichkeit eines korrekt bestimmten Eingriffszeitpunktes zusätzlich die Wahrscheinlichkeit der Unfallfolgen verwendet werden. In diesem Falle ist als weitere Unsicherheit die Relativgeschwindigkeit unmittelbar vor der Kollision zu berücksichtigen. Die Genauigkeit hierfür kann vom Fehler in der Bestimmung der TTR abgeleitet werden. Für eine genauere Bestimmung der Stoßzahl ist der erwartete Überlappungsbereich der Fahrzeugbreiten wichtig. Hierfür kann das in Kapitel 3.6 vorgestellte Verfahren für die Querbewegungsprädiktion verwendet werden.

7.4 Zusammenfassung

Um die Verbesserung der Eingriffszeitpunkte zu bewerten, können neben den Fehlern in der TTR auch die zu erwartenden Unfallfolgen betrachtet werden. Mit Hilfe der Unfalldatenbank GIDAS wurde ein statistisches Modell für die Unfallfolgeschwere erstellt. Als unabhängige Parameter wurden ausschließlich diejenigen Größen gewählt, die mit fahrzeugeigener Umfeldsensorik bestimmt werden können. Es ist möglich, ein Modell zu erstellen, das die einzelnen Grade der Unfallfolgen statistisch signifikant unterscheidbar prädiziert. Auf Basis dieser Modelle wurden die IRFs für die Unfallfolgen erstellt.

Auf Basis der IRFs wurde der Nachweis erbracht, dass die probabilistische Korrektur des Eingriffszeitpunktes auf den betrachteten Daten die Anzahl der Unfallsituationen halbiert, in denen das Verletzungsrisiko bei über 50% liegt. Die maximal erreichte Verringerung der Verletzungsschwere liegt unter Berücksichtigung des verwendeten Datensatzes für stationär zu behandelnde Verletzungen bei 46%.

Das Modell zur Abschätzung der Unfallfolgeschwere ist für die Verwendung bei der Entscheidungsfindung eines Notbrems- und Ausweichassistenten geeignet. Die Genauigkeit der Unfallfolgeschwere ist nach dem heutigen Stand der Technik für aktive und passive Sicherheitssysteme gut abschätzbar und eignet sich für potentielle Auffahrunfälle mit PKW und LKW.

8 Zusammenfassung und Ausblick

In dieser Arbeit wurde ein Vorgehen vorgestellt, das die explizite Berücksichtigung von Unsicherheiten im zeitlichen Entscheidungsprozess von Notbrems- und Notausweichsystemen ermöglicht. Die Nutzenbewertung wurde mit Hilfe eines Modells für die Unfallfolgeschwere durchgeführt. Im Folgenden wird die Arbeit zusammenfassend beschrieben und ein Ausblick auf Verbesserungsmöglichkeiten und künftige Entwicklungspotentiale für Notbrems- und Notausweichsysteme gegeben.

8.1 Zusammenfassung der Arbeit

Die Notbrems- und Notausweichsysteme nach dem Stand der Technik basieren auf Entscheidungsverfahren, die zu einem großen Teil den Verfahren ähneln, die in der Automobiltechnik unter Verwendung von propriozeptiven Sensormessungen eingesetzt werden. Bei der Verwendung von exterozeptiv gemessenen Größen entstehen deutlich größere Unsicherheiten, die sich negativ auf die Planung und Entscheidungsfindung auswirken. Daher wurde für diese Arbeit das Ziel gesetzt, die Entscheidungsfindung unter Verwendung von probabilistischen Methoden zu unterstützen und zu verbessern.

Dabei wurden insbesondere die vier folgenden Punkte in der Arbeit behandelt:

- Der Einfluss der Unsicherheiten aufgrund der exterozeptiven Umfeldmessung wird quantitativ erfasst und vergleichbar gemacht.
- Durch die explizite Berücksichtigung der Unsicherheiten im Entscheidungsprozess wird ein Mehrnutzen für das Notbrems- und Ausweichsystem erzeugt.
- Die Modellierung der zu erwartenden Unfallfolgeschwere weist den Nutzen der Eingriffskorrektur aus.
- Die eingesetzten Verfahren basieren auf a-priori berechneten Modellen und sind deshalb während des Fahrbetriebs einsetzbar.

Die Grundlagen, mit denen diese Ziele erreichbar sind, werden mit der Modellierung des Systems in Kapitel 3 und der Simulationsumgebung zur Verwendung von realen Fahrdaten in Kapitel 4 gelegt.

Die Randbedingungen, die an das System und die Simulationsumgebung gestellt werden, wurden in Kapitel 2 beschrieben. Das Notbrems- und Ausweichsystem wird zur Vermeidung eines Auffahrunfalls mit dem vorausfahrenden Verkehr in der gleichen Fahrspur eingesetzt. Zusammen mit dem Ziel, die Unsicherheiten in der zeitlichen Entscheidungsfindung zu erfassen, ergeben sich die Eckdaten des zu modellierenden Gesamtsystems und der Simulationsumgebung.

Das in Kapitel 3 modellierte Notbrems- und Ausweichsystem erfasst aus dem Fahrumfeld das vorausfahrende Objekt und ist in der Lage, die longitudinalen und lateralen Entfernungen und Relativgeschwindigkeiten zu messen sowie die Breite bzw. Art des Objektes zu detektieren. Weitere Größen, die für eine korrekte Planung berücksichtigt werden müssen, sind die Straßensteigung und der Reibwert zwischen Straße und Reifen. Die Sensordaten der Relativbewegung werden mit Hilfe eines Zustandsbeobachters weiterverarbeitet, der zusätzlich die Beschleunigung in Längsrichtung schätzt. Mit Hilfe der aktuellen Relativbewegung wird die zukünftige Bewegung prädiziert. Auf Basis der erwarteten Relativbewegung werden der Bremsengriff und der Ausweicheingriff geplant und die letztmöglichen Eingriffszeitpunkte berechnet. Die Eingriffe werden jeweils unter den Randbedingungen geplant, welche die Aktoren für die Bremse und die Lenkung als ausführende Einheiten vorgeben.

In der Simulationsumgebung in Kapitel 4 werden für die realitätsnahe Untersuchung der Unsicherheiten ausschließlich im realen Verkehrsgeschehen aufgezeichnete Daten verwendet. Dabei werden aus jedem Geschwindigkeitsbereich die Folgefahrten extrahiert und für die weitere Verwendung modifiziert. Für die Bestimmung der Performance und der Fehler eines Notbrems- und Ausweichsystems ist es nötig, maximal kritische Situationen zu erzeugen, um das Systemverhalten bei den letztmöglichen Eingriffszeitpunkten darzustellen. Aus diesem Grunde werden die realen Folgefahrten dahingehend modifiziert, dass eine potentielle Unfallsituation entsteht. Dies wird, aufbauend auf den Ergebnissen einer Unfallstudie, mit Hilfe einer überlagerten negativen Beschleunigung des Objektfahrzeuges erreicht, womit ein Bremsengriff nachgestellt wird. Für die weitere Untersuchung wird ein Verfahren vorgestellt, das den realen und prädizierten letztmöglichen Zeitpunkt für eine Notbremsung und für ein Ausweichmanöver berechnet.

Damit können die Unsicherheiten, die die korrekte Planung und Durchführung eines Notbrems- und Notausweichmanövers behindern, nach Kapitel 5 quantitativ erfasst und ausgewertet werden. Die Unsicherheiten in der Prädiktion der Relativbewegung werden anhand von unterschiedlichen Bremsengriffen des vorausfahrenden Fahrzeuges maßgeblich beeinflusst. Bei den Unsicherheiten in der Umfelderkennung erweisen sich die Fehler in der Reibwertbestimmung und in der Steigungsbestimmung als größte Einflussfaktoren. Bei der Bestimmung der Nutzenszenarien kann für beide Größen ein Wertebereich identifiziert werden, in dem das System abschätzbar geringe Fehler begeht und unter gewissen

Auflagen einsetzbar ist. Daraus ergeben sich Anforderungen an die Messgenauigkeit für die Einhaltung der Fehlergrenzen.

Die Berücksichtigung der Unsicherheiten in der Bewegungsprädiktion für die zeitliche Entscheidungsfindung wird, wie im Kapitel 6 beschrieben, mit Hilfe eines Fehlermodells erreicht. Bei der Erstellung des statistischen Modells wurde darauf geachtet, dass die überlagerten Bremsverzögerungen des Vorfahrenden dem Verhalten des entsprechenden Unfallbeteiligten in der GIDAS-Datenbank gleichen. Das Modell der erwarteten Eingriffsfehler kann eingesetzt werden, um die zeitliche Eingriffsgüte eines Notbrems- und Ausweichmanövers zu bestimmen. Dabei erweist sich die Planung eines Ausweicheingriffes als deutlich genauer als die Planung eines Bremsingriffes. Für die Verbesserung der Eingriffsplanung wird der Eingriffszeitpunkt mit einem probabilistischen Verfahren korrigiert, was insbesondere bei der Notbremsung zu einer deutlichen Verringerung des Eingriffsfehlers führt.

Eine differenzierte Auswertung des Nutzens der Eingriffskorrektur wird in Kapitel 7 mit Hilfe einer Unfallfolgeschwereabschätzung durchgeführt. Bei der Modellierung der *Injury Risk Function* wird als Randbedingung gestellt, dass die verwendeten Größen ausschließlich mit Hilfe von Umfeldsensorik aus dem Stand der Technik bestimmt werden können. Die GIDAS-Datenbank liefert den Zusammenhang zwischen dem Unfallgeschehen und der Verletzungsschwere für die adressierten Nutzenfälle. Mit Hilfe des vorgestellten Auswahlverfahrens ist es möglich, statistisch signifikant unterscheidbare *Injury Risk Function* für Fahrzeug-Fahrzeug-Kollisionen zu erstellen. Die Auswertung des Korrekturverfahrens für Notbremssysteme zeigt, dass die maximal erreichte Verringerung der Verletzungsschwere für schwere Unfälle bei 46% liegt. Die Anzahl der Fälle, in denen das Verletzungsrisiko mindestens 50% beträgt, kann halbiert werden. Damit kann das Potential der probabilistischen Eingriffskorrektur zur Verringerung der Unfallfolgen gezeigt werden.

8.2 Ausblick und Potentiale zukünftiger Systeme

Das Verfahren zur qualitativen Bewertung der Unsicherheiten und deren Berücksichtigung in der zeitlichen Entscheidungsfindung wurde am Beispiel des Szenarios Längsverkehr mit drohendem Auffahrunfall entwickelt und sein Nutzen anhand einer Unfallfolgenabschätzung bewertet. Ein weiteres Anwendungsszenario stellt der Schutz schwächerer Verkehrsteilnehmer, insbesondere der Fußgänger, dar. Es ist absehbar, dass sich die Bewegungsprädiktion aufgrund der vielfältigen Bewegungsmöglichkeiten eines Fußgängers als maßgebliche Unsicherheit herausstellt. Da Unfälle mit Fußgängerbeteiligung nach [Tiemann 2012] zu 95% innerhalb geschlossener Ortschaften stattfinden, ist die Fahrzeuggeschwindigkeit begrenzt und daher der Einfluss von Reibwertunsicherheiten als geringer anzusehen. Ei-

ne Kombination aus aktivem und passivem Fußgängerschutz macht aus dem Ansatz, die erwartete Unfallfolgeschwere in der Entscheidungsfindung zu berücksichtigen, eine sinnvolle Weiterentwicklung der automobilen Fahrsicherheitssysteme. Dazu gehört vor allem eine Berücksichtigung der Unfallfolgeschwere der schwächeren Verkehrsteilnehmer, die in die Entscheidungsfindung mit einem hohen Gewicht einbezogen werden muss.

Die Unsicherheiten wurden in dieser Arbeit mit Hilfe der zeitlichen Eingriffsplanung untersucht. Insbesondere für die generelle Prüfung der Durchführbarkeit eines Ausweichmanövers ist es wichtig, statische oder dynamische Hindernisse des Ausweichpfades zu berücksichtigen. Dies birgt weitere Unsicherheiten, insbesondere in der Prädiktion der Bewegung der dynamischen Objekte. Eine probabilistische Modellierung der Entscheidungsgüte ist erfolgversprechend und stellt einen weiteren wichtigen Baustein in der Einführung von Ausweichsystemen in den Straßenverkehr dar.

Bei der Modellierung der Unfallfolgen wurde ein Unfall mit kompletter Überdeckung der beiden Fahrzeugbreiten angenommen. Wenn diese Annahme aufgehoben wird, können weitere Unfallsituationen mitberücksichtigt werden. Mit Hilfe der Winkel zwischen den Fahrzeuglängsrichtungen bei der Kollision kann ein komplexeres Unfallmodell aufgebaut werden, mit dem die Unfallfolgen z.B. für ein verspätetes Ausweichmanöver abgeschätzt werden können. Ein weiterer Punkt ist die Berücksichtigung von Unfällen mit dem Gegenverkehr, die aufgrund deutlich höherer Relativgeschwindigkeiten zu größeren Verletzungsschweren führen als die Auffahrunfälle.

A Anhang

A.1 Parameterwerte für die Zustandsfilter

Im Folgenden werden die applizierten Werte für die Matrizen aus den Zustandsfiltern aufgeführt.

Die Parameter für das Kalman-Filter lauten

$$\mathbf{Q}_{CA} = \begin{pmatrix} 10 & 0 & 0 \\ 0 & 10 & 0 \\ 0 & 0 & 100 \end{pmatrix}, \mathbf{R}_{CA} = \begin{pmatrix} 0,001 & 0 \\ 0 & 0,001 \end{pmatrix}, \mathbf{P}_{CA} = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 50 & 5 \\ 1 & 5 & 100 \end{pmatrix}$$

Die Parameter für das IMM-Filter lauten

$$\mathbf{Q}_1 = \begin{pmatrix} 0,01 & 0 \\ 0 & 0,01 \end{pmatrix}, \mathbf{R}_1 = \begin{pmatrix} 0,5 & 0 \\ 0 & 0,5 \end{pmatrix}, \mathbf{P}_1^0 = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 50 \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{Q}_2 = \begin{pmatrix} 0,01 & 0 & 0 \\ 0 & 0,01 & 0 \\ 0 & 0 & 0,05 \end{pmatrix}, \mathbf{R}_2 = \begin{pmatrix} 0,5 & 0 \\ 0 & 0,5 \end{pmatrix}, \mathbf{P}_2^0 = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 50 & 5 \\ 1 & 5 & 100 \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{Q}_3 = \begin{pmatrix} 0,01 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,01 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,05 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \mathbf{R}_3 = \begin{pmatrix} 0,5 & 0 \\ 0 & 0,5 \end{pmatrix}, \mathbf{P}_3^0 = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 50 & 5 & 1 \\ 1 & 5 & 100 & 5 \\ 1 & 1 & 5 & 100 \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{p}_{ij} = \begin{pmatrix} 0,8 & 0,1 & 0,1 \\ 0,1 & 0,8 & 0,1 \\ 0,1 & 0,1 & 0,8 \end{pmatrix}$$

$$\boldsymbol{\mu}_{j_0} = (0,6 \ 0,2 \ 0,2)$$

A.2 Reibwertunsicherheit

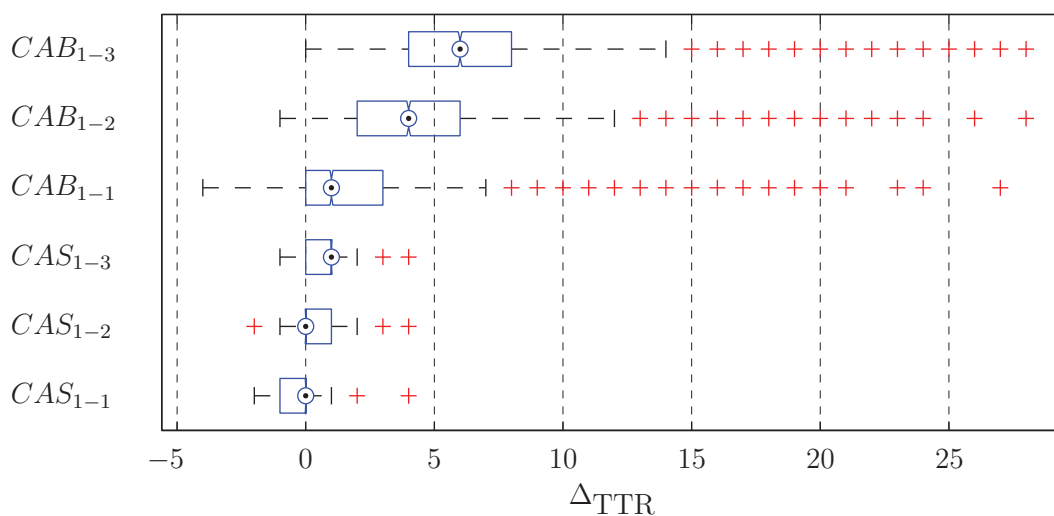


Abbildung A.1: Fehler in der Bestimmung des Eingriffszeitpunktes Δ_{TTR} bei realem Reibwert $\mu = 0,6$.

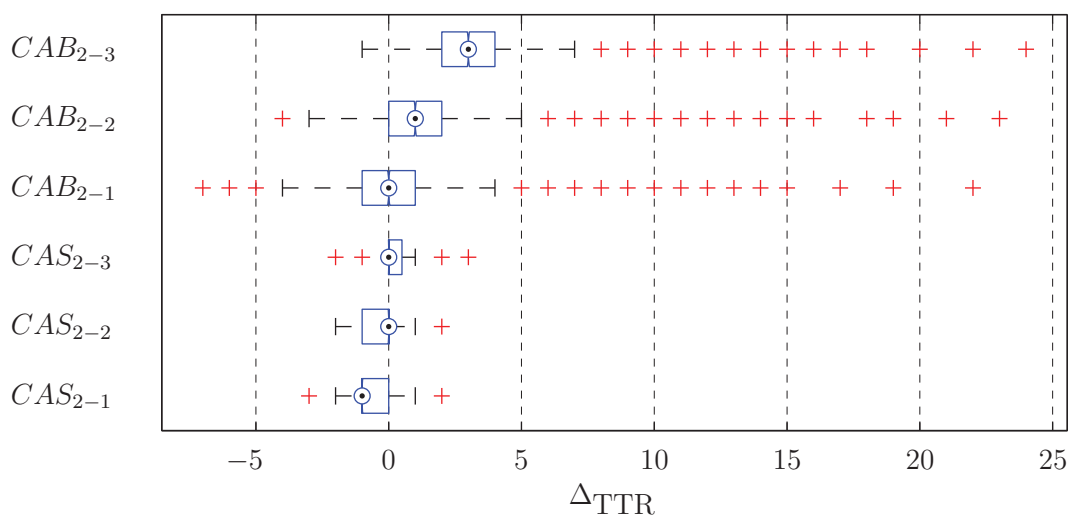


Abbildung A.2: Fehler in der Bestimmung des Eingriffszeitpunktes Δ_{TTR} bei realem Reibwert $\mu = 0,75$.

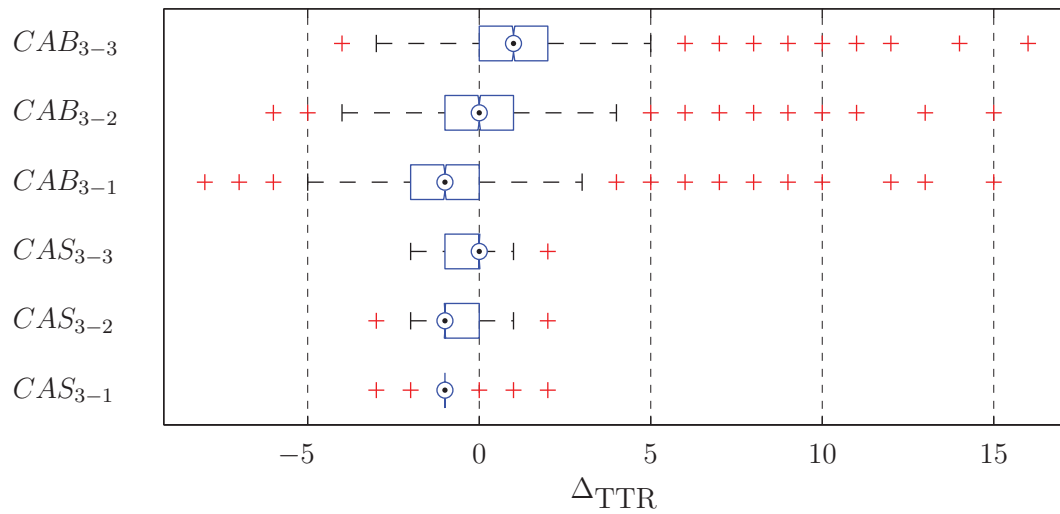


Abbildung A.3: Fehler in der Bestimmung des Eingriffszeitpunktes Δ_{TTR} bei realem Reibwert $\mu = 0,9$.

A.3 Unabhängige Variablen

Nr.	Bezeichnung	Beschreibung
1	$v_{k,ego}$	Differenz der Geschwindigkeit vor und nach der Kollision $v_{k,ego} = v_{ego,vor} - v_{ego,nach}$
2	v_{rel}	longitudinale Relativgeschwindigkeit
3	$v_{ego,nach}$	Geschwindigkeit von Ego nach der Kollision
4	$v_{obj,nach}$	Geschwindigkeit von Objekt nach der Kollision
5	$E_{kin,uber}$	Überschuss an kinetischer Energie $E_{kin,uber} = 0,5 m_{ego} v_{rel}^2$
6	$E_{kin,rel}$	Differenz der kinetischen Energie $E_{kin,rel} = E_{kin,ego} - E_{kin,obj}$
7	$p_{ego,uber}$	Überschuss an Impuls $p_{ego,uber} = m_{ego} v_{rel}$
8	$p_{ego/obj}$	Verhältnis der Impulse $p_{ego/obj} = p_{ego}/p_{obj}$
9	Δv_{sum}	Summe der Kollisionsgeschwindigkeiten $\Delta v_{sum} = v_{k,ego} + v_{k,obj}$

Tabelle A.1: Vollständige Auflistung der gewählten unabhängigen Parameter.

A.4 Abhängige Variablen

Klasse	Bedeutung
1	unbekannt
2	Fahrer unverletzt
3	Fahrer ambulant
4	Fahrer stationär
5	Fahrer tot

Tabelle A.2: Unfallschwereklassen für einen Unfallbeteiligten abhängig der Gesamtschwere der Verletzungen.

AIS-Code	Verletzungsschwere
1	Gering
2	Ernsthaft
3	Schwer
4	Sehr Schwer
5	Kritisch
6	Maximal (nicht behandelbar)

Tabelle A.3: AIS-Skala (Abbreviated Injury Scale) nach [Gennarelli 1998, Haasper 2010].

Klasse	Bedeutung
1	Keine lokale Verletzung (Zone unverletzt)
2	Lokale Verletzung Fahrer unbekannt
3	Lokale Verletzung Fahrer AIS 1
4	Lokale Verletzung Fahrer AIS 2
5	Lokale Verletzung Fahrer AIS 3
6	Lokale Verletzung Fahrer AIS 4
7	Lokale Verletzung Fahrer AIS 5
8	Lokale Verletzung Fahrer AIS 6

Tabelle A.4: Unfallschwereklassen für einen Unfallbeteiligten mit Angabe der AIS-Verletzungsschwere in der jeweiligen Körperzone.

A.5 Signifikanztests

Nr.	$[p^{01} ; p^{12}]$
1	[0; 0,0044]
2	[0; 0,0228]
3	[0; 0,0044]
4	$[1,9862 \cdot 10^{-8}; 0,0074]$
5	$[2,2116 \cdot 10^{-13}; 0,0108]$
6	$[9,9636 \cdot 10^{-9}; 0,2105]$
7	$[8,9248 \cdot 10^{-9}; 0,0046]$
8	$[1,6377 \cdot 10^{-8}; 0,0190]$
9	[0; 0,0225]

Tabelle A.5: Ergebnis des Signifikanztests für die neun unabhängigen Variablen aus Tabelle A.1 für eine gesamtheitliche Betrachtung (gesamter Körper) der Verletzungen. Nur für die unabhängige Variable Nr. 6 kann die Hypothese H_0^{12} nicht zurückgewiesen werden, da $p_6^{12} > 0,05$. Damit ergibt sich kein signifikanter Unterschied in der zentralen Tendenz der Verteilungen für „ambulante“ und „stationäre“ Behandlung für die unabhängige Variable $E_{kin,rel}$.

Nr.	$[p^{01} ; p^{12}]$
1	[0,9883; 0,8931]
2	[0,7357; 0,7115]
3	[0,803; 0,7117]
4	[0,581; 0,6387]
5	[0,7805; 0,6624]
6	[0,7805; 0,6624]
7	[0,7138; 0,5680]
8	[0,8376; 0,8567]
9	[0,7357; 0,7117]

Tabelle A.6: Ergebnis des Signifikanztests für die neun unabhängigen Variablen aus Tabelle A.1 für die Verletzungsschwere der Körperregion „Hals“. Für alle unabhängigen Variablen können die Hypothesen H_0^{01} und H_0^{12} nicht zurückgewiesen werden, da jeweils $p^{01} > 0,05$ und $p^{12} > 0,05$. Damit ergibt sich kein signifikanter Unterschied in der zentralen Tendenz der Verteilungen.

Nr.	$[p^{01} ; p^{12}]$
1	[0,6295; 0,3009]
2	[1; 0,722]
3	[0,7866; 0,6276]
4	[0,8999; 0,8843]
5	[0,9625; 0,7959]
6	[0,9437; 0,6981]
7	[0,823; 0,9485]
8	[0,4811; 0,6627]
9	[1; 0,7221]

Tabelle A.7: Ergebnis des Signifikanztests für die neun unabhängigen Variablen aus Tabelle A.1 für die Verletzungsschwere der Körperregion „Thorax“. Für alle unabhängigen Variablen können die Hypothesen H_0^{01} und H_0^{12} nicht zurückgewiesen werden, da jeweils $p^{01} > 0,05$ und $p^{12} > 0,05$. Damit ergibt sich kein signifikanter Unterschied in der zentralen Tendenz der Verteilungen.

Literaturverzeichnis

- [Althoff 2008] M. Althoff, O. Stursberg, M. Buss. Sicherheitsbewertung von Fahrstrategien kognitiver Automobile. *at - Automatisierungstechnik*, 56(12):653–661, 2008.
- [Althoff 2010] M. Althoff, D. Althoff, D. Wollherr, M. Buss. Safety Verification of Autonomous Vehicles for Coordinated Evasive Maneuvers. Tagungsband: IEEE Intelligent Vehicles Symposium, San Diego, CA, Seiten 1078–1083, 2010.
- [Ameling 2002] C. Ameling. Steigerung der aktiven Sicherheit von Kraftfahrzeugen durch ein Kollisionsvermeidungssystem. Dissertation, Universität der Bundeswehr Hamburg, 2002.
- [Bar-Shalom 2001] Y. Bar-Shalom, X. Rong Li, T. Kirubarajan. Estimation with Applications to Tracking and Navigation, Theory Algorithms and Software. Wiley-Interscience, 2001.
- [Bea 2005] F. Bea, Hrsg. Allgemeine Betriebswirtschaftslehre. Grundwissen der Ökonomik. Lucius & Lucius, Stuttgart, 9. neubearbeitete Auflage, 2005.
- [Berndt 2008] H. Berndt, J. Emmert, K. Dietmayer. Continuous Driver Intention Recognition with Hidden Markov Models. Tagungsband: Intelligent Transportation Systems, 2008. ITSC 2008. 11th International IEEE Conference on, Seiten 1189–1194, 2008.
- [Bevan 2010] G. Bevan, H. Gollee, J. O’Reilly. Trajectory generation for road vehicle obstacle avoidance using convex optimization. *Journal of Automobile Engineering*, 224:455–473, 2010.
- [Bian 2010] N. Bian, C. Gamulescu, T. Haas. Fusion von Fahrzeug- und Umgebungssensoren. *ATZ*, 112:614–620, 2010.
- [Bortz 1999] J. Bortz. Statistik für Sozialwissenschaftler. Springer, 1999.
- [Bosch 2007] GmbH Robert Bosch, Hrsg. Kraftfahrtechnisches Taschenbuch, Band 26. Vieweg+Teubner Verlag / GWV Fachverlage GmbH, Wiesbaden, 2007.
- [Brandt 2006] T. Brandt, T. Sattel, J. Wallaschek. On automatic collision avoidance systems. *SAE Transactions Journal of Passenger Cars, Electronic and Electric Systems*, Seiten 431–441, 2006.

- [Breuer 2006] B. Breuer, K. Bill, Hrsg. Bremsenhandbuch: Grundlagen, Komponenten, Systeme, Fahrdynamik; mit 52 Tabellen. Vieweg+Teubner, 2006.
- [Börger 2010] J. Börger, J. Häring, G. Palm. Verbesserte Kursprädiktion durch Maschinelles Lernen am Beispiel eines Kollisionswarnsystems. Tagungsband: 19. Aachener Kolloquium Fahrzeug- und Motorentechnik, 2010.
- [Chakravarthy 1998] A. Chakravarthy, D. Ghose. Obstacle avoidance in a dynamic environment: a collision cone approach. Systems, Man and Cybernetics, Part A: Systems and Humans, IEEE Transactions on, 28(5):562 – 574, 1998.
- [Chen 2009] Y. Chen, M. Das, D. Bajpai. Improving time-to-collision estimation by IMM based Kalman filter. Tagungsband: Proceedings of the SAE World Congress & Exhibition, 2009.
- [Dagli 2002] I. Dagli, M. Brost, G. Breuel. Action Recognition And Prediction For Driver Assistance Systems Using Dynamic Belief Networks. Tagungsband: Conference on Agent Technologies, Infrastructures, Tools, and Applications for E-Services, 2002.
- [Darms 2007] M. Darms. Eine Basis-Systemarchitektur zur Sensordatenfusion von Umfeldsensoren für Fahrerassistenzsysteme. Dissertation, Technische Universität Darmstadt, 2007.
- [Ding 2010] X. Ding, H. Wang, C. Xia, J. Liu. Identification of Dangerous Area within Vehicle Operation for Driver Assistance. Journal of Beijing Institute of Technology, 19(2), 2010.
- [Eckert 2010] A. Eckert, B. Hartmann, P. Rieth. Emergency Steer Assist - Advanced Driver Assistance System for Emergency Lane Change Maneuvers. Tagungsband: FISITA (the International Federation of Automotive Engineering Societies), 2010.
- [Eichberger 2011] A. Eichberger, E. Tomasch, W. Hirschberg, H. Steffan. Potentials of Active Safety and Driver Assistance Systems. ATZ worldwide eMagazines Edition: 2011-08, 8:56–62, 2011.
- [Evans 1986] L. Evans. Double pair comparison - A new method to determine how occupant characteristics affect fatality risk in traffic crashes. Tagungsband: Accident Analysis and Prevention, number 18 in 3, Seiten 217–227, 1986.
- [Evans 1994] L. Evans, R. Eppinger, A. Kullgren. Driver injury and fatality risk in two-car crashes versus mass ratio inferred using Newtonian mechanics. Accident Analysis and Prevention, 26(5):609–616, 1994.
- [Freundt 2008] D. Freundt, B. Lucas. Long Range Radar sensor for high-volume driver assistance systems market. SAE Technical Paper, 2008.

- [Fuchs 2009] S. Fuchs, S. Rass, K. Kyamakya. Handling uncertainty in context-aware driver assistance systems. Tagungsband: Networking, Sensing and Control, 2009. ICNSC '09. International Conference on, Seiten 446–451, 2009.
- [Gaide 2010] P. Gaide. Muss die Null stehen? ATZ Automotive Agenda, 5:13–15, 2010.
- [Gelb 1974] A. Gelb, J. Kasper, R. Nash, C. Price, A. Sutherland. Applied Optimal Estimation. The MIT Press, 1974.
- [Gennarelli 1998] T. A. Gennarelli, Hrsg. The Abbreviated Injury Scale. Association for the Advancement of Automotive Medicine, 1998.
- [Gibbons 2006] J.D. Gibbons. Encyclopedia of Statistical Sciences; Median-Test. John Wiley & Sons, Inc., 2006.
- [GIDAS-Konsortium 2011] GIDAS-Konsortium, Hrsg. GIDAS-Codebook. 2011.
- [Gietelink 2006] O. Gietelink, B. De Schutter, M. Verhaegen. Adaptive importance sampling for probabilistic validation of advanced driver assistance systems. Tagungsband: American Control Conference, Seiten 4002–4007, 2006.
- [Gnadler 2004] R. Gnadler, H. Marwitz. Neues System zur Ermittlung des Kraftschlusspotenzials im Fahrbetrieb. ATZ - Automobiltechnische Zeitschrift, 106:458–467, 2004.
- [Grzesik 2009] A. Grzesik. Physiologiebasierte Simulation des Bremsverhaltens von Fahrzeugführern. Dissertation, TU Ilmenau, 2009.
- [Haasper 2010] C. Haasper, M. Junge, A. Ernstberger, H. Brehme, L. Hannawald. Die Abbreviated Injury Scale (AIS) - Potenzial und Probleme bei der Anwendung. Der Unfallchirurg, 113(5):366–372, 2010.
- [Haja 2010] A. Haja, C. Prausse, R. Katzwinkel, J. Klandt, M. Radimirsch. Referenzsensorik für umfelderfassende Fahrerassistenz. Tagungsband: Fahrerassistenz und Integrierte Sicherheit. 26. VDI/VW-Gemeinschaftstagung, 2010.
- [Hartmann 2009] B. Hartmann, A. Eckert, P. Rieth. Emergency Steer Assist - Assistenzsystem für Ausweichmanöver in Notsituationen. Tagungsband: 12. VDI-Tagung Reifen-Fahrwerk-Fahrbahn, 2009.
- [Hartung 1991] J. Hartung. Statistik: Lehr- und Handbuch der angewandten Statistik. Verlag Oldenbourg, 1991.
- [HeiBing 2008] B. HeiBing, M. Ersoy, Hrsg. Fahrwerkhandbuch. Vieweg+Teubner Verlag, 2008.
- [Hermes 2009] C. Hermes, C. Wöhler, K. Schenk, F. Kummert. Long-term Vehicle Motion Prediction. Tagungsband: IEEE Intelligent Vehicles Symposium, 2009.

- [Hermes 2010] C. Hermes, J. Einhaus, M. Hahn, C. Wöhler, F. Kummert. Vehicle Tracking and Motion Prediction in Complex Urban Scenarios. Tagungsband: IEEE Intelligent Vehicles Symposium, San Diego, Seiten 26–33, 2010.
- [Hesse 2008] T. Hesse, C. Sondermann-Wölke, T. Sattel. Towards a potential field framework for collision avoidance systems. Tagungsband: FISITA World Automotive Congress, 32, Seiten 455–464, 2008.
- [Hillenbrand 2006] J. Hillenbrand, A. M. Spieker, K. Kroschel. A Multilevel Collision Mitigation Approach - Its Situation Assessment, Decision Making, and Performance Tradeoffs. Intelligent Transportation Systems, IEEE Transactions on, 7(4):528–540, December 2006.
- [Hillenbrand 2007] J. Hillenbrand. Fahrerassistenz zur Kollisionsvermeidung. Dissertation, Universität Karlsruhe, 2007.
- [Hoffmann 2008] J. Hoffmann. Das Darmstädter Verfahren (EVITA) zum Testen und Bewerten von Frontalkollisionsgegenmaßnahmen. Dissertation, Technische Universität Darmstadt, 2008.
- [Hollander 1999] M. Hollander, D. A. Wolfe. Nonparametric Statistical Methods. John Wiley & Sons, Inc., 1999.
- [Isermann 2006] R. Isermann, Hrsg. Fahrdynamik-Regelung. Friedr. Vieweg & Sohn Verlag, 2006.
- [Jansson 2002] J. Jansson, J. Johansson, F. Gustafsson. Decision making for collision avoidance systems. Tagungsband: SAE 2002, Detroit, 2002.
- [Jansson 2005] J. Jansson. Collision Avoidance Theory with Application to Automotive Collision Mitigation. Dissertation, Linköping University, 2005.
- [Jansson 2008] J. Jansson, F. Gustafsson. A framework and automotive application of collision avoidance decision making. Automatica, 44(9):2347–2351, 2008.
- [Jo 2010] K. Jo, K. Chu, K. Lee, M. Sunwoo. Integration of multiple vehicle models with an IMM filter for vehicle localization. Tagungsband: Intelligent Vehicles Symposium (IV), IEEE, 2010.
- [Jörg 1995] K. Jörg. World Modelling for an Autonomous Mobile Robot Using Heterogenous Sensor Information. Robotics and Autonomous Systems, 14:159–170, 1995.
- [Kalthoff 2000] W. Kalthoff, M. Becke. Die Stoßzahl bei Auffahrkollisionen - Ein wesentlicher Parameter zur Bestimmung der HWS-Belastung. Verkehrsunfall und Fahrzeugtechnik, 10:275–282, 2000.

- [Kalthoff 2009] W. Kalthoff. Die Stoßzahl - Ein entscheidender Parameter bei der Rekonstruktion eines Auffahrunfalls. *VRR VerkehrsRechtsReport*, 10:375–379, 2009.
- [Kammel 2008] S. Kammel, J. Ziegler, B. Pitzer, M. Werling, T. Gindele, D. Jagzent, J. Schröder, M. Thuy, M. Goebel, F. v. Hundelshausen, O. Pink, C. Frese, C. Stiller. Team AnnieWAY’s autonomous system for the 2007 DARPA Urban Challenge. *J. Field Robotics*, 25:615–639, 2008.
- [Kämpchen 2007] N. Kämpchen. Feature-Level Fusion of Laser Scanner and Video Data for Advanced Driver Assistance Systems. Dissertation, Universität Ulm, 2007.
- [Karlsson 2004] R. Karlsson, J. Jansson, F. Gustafsson. Model-based statistical tracking and decision making for collision avoidance applications. Tagungsband: Proceedings of American Control Conference, 2004.
- [Keller 2011] C. Keller, T. Dang, H. Fritz, A. Joos, C. Rabe, D. Gavrilu. Active Pedestrian Safety by Automatic Braking and Evasive Steering. *Intelligent Transportation Systems, IEEE Transactions on*, 99:1 – 13, 2011.
- [Khanafar 2009] A. Khanafar, D. Balzer, R. Isermann. A Rule-based Collision Avoidance System - Scene Interpretation, Strategy Selection, Path Planning and System Intervention. *SAE International Journal of Passenger Cars - Mechanical Systems*, 2(1):389–397, 2009.
- [Kirchner 2005] A. Kirchner, K. Krüger, F. Mildner, R. Schmidt. Assistenzsysteme: Ein fortgeschrittenes Kollisionsvermeidungssystem. *ATZ - Automobiltechnische Zeitschrift*, 107(1):60–67, 2005.
- [Kopischke 2008] S. Kopischke, K. Seifert, M. Hoppe. Möglichkeiten und Grenzen von Kollisionswarnsystemen. *VDI-Berichte*, 2008.
- [Krafft 2000] M. Krafft, A. Kullgren, M. Les, A. Lie, C. Tingvall. Injury as a function of change of velocity, an alternative method to derive risk functions. Tagungsband: Proceedings of the Crash 2000 Conference, London, 2000.
- [Kullgren 2003] A. Kullgren, M. Krafft. Combining Crash Recorder and Paired Comparison Technique: Injury Risk Functions in Frontal and Rear Impacts with Special Reference to Neck Injuries. Tagungsband: 18th International Technical Conference on the Enhanced Safety of Vehicles, 2003.
- [Kyriakopoulos 1992] K. Kyriakopoulos, G. Saridis. Distance estimation and collision prediction for on-line robotic motion planning. *Automatica*, 28(2):389–394, 1992.
- [Lages 2001] U. Lages. Untersuchungen zur aktiven Unfallvermeidung von Kraftfahrzeugen. Dissertation, Universität der Bundeswehr Hamburg, 2001.

- [Limbacher 2010] R. Limbacher, B. Färber. Kombination von Abstandsregelsystem und Stop&Go-Funktion im Audi A8. *ATZ Elektronik*, 2:30–35, 2010.
- [Liu 2008] F. Liu, J. Sparbert, C. Stiller. IMMPDA vehicle tracking system using asynchronous sensor fusion of radar and vision. Tagungsband: Intelligent Vehicles Symposium, IEEE, 2008.
- [Liu 2010] L. Liu, G. Xu, Z. Song. Driver Lane Changing Behavior Analysis Based on Parallel Bayesian Networks. Tagungsband: ICNC'10, Seiten 1232–1237, 2010.
- [Lüke 2008] S. Lüke, P. Rieth, M. Komar. From Brake Assist to Autonomous Collision Avoidance. Tagungsband: FISITA World Automotive Congress, 32, Seiten 553–562, 2008.
- [Lucas 2008] B. Lucas, R. Held, G.-P. Duba, M. Maurer, D. Freundt. Frontsensordsystem mit Doppel Long Range Radar. Tagungsband: 5. Workshop Fahrerassistenzsysteme, Walting, 2008.
- [Ludmann 1997] J. Ludmann, D. Neunzig, M. Weilkes. Traffic Simulation with Consideration of Driver Models, Theory and Examples. *Vehicle System Dynamics*, 27(5-6):491–516, 1997.
- [Lulcheva 2008] I. Lulcheva, C. Stiller. Probabilistische Inferenz für Kognitive Automobile. Tagungsband: 18. Workshop Computational Intelligence, Seiten 1–14, 2008.
- [MacKay 2003] D. MacKay. *Information Theory, Inference and Learning Algorithms*. Cambridge University Press, 2003.
- [Mannale 2008] R. Mannale, A. Hohm, K. Schmitt, R. Isermann, H. Winner. Ansatzpunkte für ein System zur Fahrerassistenz in Überholsituationen. Tagungsband: 3. Tagung Aktive Sicherheit durch Fahrerassistenz, Garching, 2008.
- [Mao 2007] Y. Mao, J. Karidas, C. Arndt, M. Ayat, R. Graaf, O. Hofmann. Beobachtung von Fahrzeugzuständen der Querdynamik mit integrierter Reibwertschätzung. *ATZ - Automobiltechnische Zeitschrift*, 109:450–455, 2007.
- [Maurer 2005] M. Maurer, C. Stiller, Hrsg. *Fahrerassistenzsysteme mit maschineller Wahrnehmung*. Springer, 2005.
- [Maurer 2011a] T. Maurer, S. Knoop, D. Schramm. Barrieren in der Umfelderkennung für autonome Notbrems- und Ausweichsysteme. Tagungsband: 3. Wissenschaftsforum Mobilität, 2011.
- [Maurer 2011b] T. Maurer, S. Knoop, D. Schramm. Bewegungsprädiktion für autonome Brems- und Ausweichsysteme. Tagungsband: 12. Braunschweiger Symposium AAET 2011, 2011.

- [Maurer 2011c] T. Maurer, S. Knoop, D. Schramm, A. Kistner. Assessment of Uncertainties for Autonomous Emergency Braking and Evasion Systems. Tagungsband: 20. Aachen Colloquium Automobile and Engine Technology, 2011.
- [Mildner 2004] F. Mildner. Untersuchungen zur Erkennung und Vermeidung von Unfällen für Kraftfahrzeuge. Dissertation, Universität der Bundeswehr Hamburg, 2004.
- [Minguez 2002] J. Minguez, L. Montano, O. Khatib. Reactive Collision Avoidance for Navigation with Dynamic Constraints. Tagungsband: IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS 2002), Seiten 588–594, 2002.
- [Mitchell 1997] T. Mitchell. Machine Learning. McGraw-Hill Higher Education, 1997.
- [Miura 1997] J. Miura, Y. Shirai. Vision and Motion Planning for a Mobile Robot under Uncertainty. International Journal of Robotics Research, 16(6):806–825, 1997.
- [Miura 1999] J. Miura, H. Uozumi, Y. Shirai. Mobile robot motion planning considering the motion uncertainty of moving obstacles. Tagungsband: Systems, Man, and Cybernetics, 1999. IEEE SMC '99 Conference Proceedings. 1999 IEEE International Conference on, Band 4, Seiten 692–697, 1999.
- [Montemerlo 2008] M. Montemerlo, J. Becker, S. Bhat, H. Dahlkamp, D. Dolgov, S. Etinger, D. Hähnel, T. Hilden, G. Hoffmann, B. Huhnke, D. Johnston, S. Klumpp, D. Langer, A. Levandowski, J. Levinson, J. Marcil, D. Orenstein, J. Päfgen, I. Penny, A. Petrovskaya, M. Pflüger, G. Stanek, D. Stavens, A. Vogt, S. Thrun. Junior: The Stanford Entry in the Urban Challenge. Journal of Field Robotics, 2008.
- [Munz 2009] M. Munz, K. Dietmayer, M. Mahlich. A sensor independent probabilistic fusion system for driver assistance systems. Tagungsband: Intelligent Transportation Systems (ITSC '09). 12th International IEEE Conference, Seiten 1–6, 2009.
- [Murri 2010] R. Murri, R. Marti, H. Reber, B. Gerster. Bewertung der Fremdgefährdung von Fahrzeugen bei einer Frontalkollision mit einem anderen Personenwagen aus EuroNCAP-Frontalanprallversuchen. VKU Verkehrsunfall und Fahrzeugtechnik, 2:190–196, 2010.
- [Nam 1995] Y. Nam, B. Lee, N. Ko. An analytic approach to moving obstacle avoidance using an artificial potential field. Tagungsband: Intelligent Robots and Systems 95. 'Human Robot Interaction and Cooperative Robots'. IEEE/RSJ International Conference, Band 2, Seiten 482–487, 1995.
- [Naranjo 2006] J. Naranjo, C. González, R. García, T. de Pedro. ACC+Stop&Go Manuevers With Throttle and Brake Fuzzy Control. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 7(2):213–225, 2006.

- [Neunzig 1998] D. Neunzig, M. Weilkes, A. Hochstädter, J. Ludmann. Assessment of Advanced Vehicle Control Systems with the Vehicle Oriented Traffic Simulation Tool PELOPS. Technischer Bericht, SAE Technical Paper 981890, 1998.
- [Niehaus 1991] A. Niehaus, R.F. Stengel. Probability-based decision making for automated highway driving. Tagungsband: Vehicle Navigation and Information Systems Conference, Band 2, Seiten 1125–1136, 1991.
- [Nitz 2008] G. Nitz, P. Zahn. Nutzergerechte Eingriffstrategie für ein aktives Gefahrenbremsystem. Tagungsband: 17. Aachener Kolloquium Fahrzeug- und Motorentechnik, Band 2, 2008.
- [Nof 2009] S. Y. Nof, Hrsg. Springer Handbook of Automation. Springer Berlin Heidelberg, 2009.
- [Reichel 2010] M. Reichel, M. E. Bouzouraa, A. Siegel, K.-H. Siedersberger, M. Maurer. Erweiterte Umfelderkennung und Nutzung einer Ausweichanalyse als Grundlage einer aktiven Gefahrenbremsung. Tagungsband: Automatisierungssysteme, Assistenzsysteme und eingebettete Systeme für Transportmittel (AAET 2010), Braunschweig, Germany, 2010.
- [Reinisch 2010] P. Reinisch, P. Zahn, D. Schramm. Using a Reaction Time Model for Determining a Collision Avoidance System's Brake Timing. Tagungsband: 6th IFAC Symposium Advances in Automotive Control, Munich, Seiten 477–482, 2010.
- [Rinne 2008] H. Rinne. Taschenbuch der Statistik, Band 4. Harri Deutsch, 2008.
- [Russell 2003] S. Russell, P. Norvig. Artificial Intelligence: A Modern Approach, Kapitel 13.2, Seite 483. Pearson Education, 2003.
- [Schäfer 2004] B. Schäfer. Prädiktive Fahrerassistenzsysteme - vom Komfortsystem zur aktiven Unfallvermeidung. VDI-Berichte, Nr. 1864:37–46, 2004.
- [Schmidt 2005] C. Schmidt, F. Öchsle, W. Branz. Untersuchungen zu letztmöglichen Ausweichmanövern für stehende und bewegte Hindernisse. Tagungsband: 3. Workshop Fahrerassistenzsysteme (FAS2005), 2005.
- [Schmidt 2006] C. Schmidt, F. Oechsle, W. Branz. Research on trajectory planning in emergency situations with multiple objects. Tagungsband: IEEE Intelligent Transportation Systems Conference, Seiten 988–992, 2006.
- [Schoitsch 2008] E. Schoitsch. Analysis and Assessment of Potential Scenarios. Technischer Bericht, Project ADOSE, 2008.
- [Schorn 2009] M. Schorn. Ausweichen eines Personenkraftwagens - Querregelung und Längsregelung zur Unfallvermeidung. ATZ - Automobiltechnische Zeitschrift, 9:690–699, 2009.

- [Schramm 2010] D. Schramm, M. Hiller, R. Bardini, Hrsg. Modellbildung und Simulation der Dynamik von Kraftfahrzeugen. Springer Verlag, 2010.
- [Schroven 2008] F. Schroven, T. Giebel. Fahrerintentionserkennung für Fahrerassistenzsysteme. Tagungsband: VDI-Berichte, Band 2048: Proceedings der 24. VDI/VW-Gemeinschaftstagung - Integrierte Sicherheit und Fahrerassistenzsysteme, Wolfsburg., 2008.
- [Schubert 2009a] R. Schubert, K. Schulze, G. Wanielik. Fahrzeugumfeldererkennung und probabilistische Modellierung von Manöverentscheidungen. Tagungsband: 6. Workshop Fahrerassistenzsysteme. - Karlsruhe : Freundeskreis Mess- und Regelungstechnik Karlsruhe e. V., Seiten 147–156, 2009.
- [Schubert 2009b] R. Schubert, G. Wanielik. Unifying Bayesian networks and IMM filtering for improved multiple model estimation. Tagungsband: Information Fusion, 2009. FUSION '09. 12th International Conference on, 2009.
- [Schubert 2011] R. Schubert, G. Wanielik. A Unified Bayesian Approach for Object and Situation Assessment. Intelligent Transportation Systems Magazine, IEEE, 3(2):6–19, 2011.
- [Siciliano 2008] B. Siciliano, O. Khatib, Hrsg. Springer Handbook of Robotics. Springer Berlin Heidelberg, 2008.
- [Sledge 1997] N. H. Sledge, K. M. Marshek. Comparison of Ideal Vehicle Lane-Change Trajectories. SAE, 971062:233–256, 1997.
- [Stählin 2006] U. Stählin, M. Schorn, R. Isermann. Notausweichen für ein Fahrerassistenzsystem zur Unfallvermeidung. Tagungsband: Fachtagung 'Steuerung und Regelung von Kraftfahrzeugen und Verbrennungsmotoren' AUTOREG, Seiten 197–206, 2006.
- [Stählin 2008] U. Stählin. Eingriffsentscheidung für ein Fahrerassistenzsystem zur Unfallvermeidung. Dissertation, Technische Universität Darmstadt, 2008.
- [Stiller 2008] C. Stiller, S. Kammel, I. Lulcheva, J. Ziegler. Probabilistische Methoden in der Umfeldwahrnehmung Kognitiver Automobile. at - Automatisierungstechnik, 56(11):563–574, 2008.
- [Swoboda 2002] G. Kühnle H. Mayer H. Olbrich H.-C. Swoboda. Low-Cost Long-Range-Radar für zukünftige Fahrerassistenzsysteme. Tagungsband: Aachener Kolloquium Fahrzeug- und Motorentechnik, Seite 561, 2002.
- [Tamke 2010] A. Tamke, T. Dang, G. Breuel. Integrierte Simulationsumgebung und Entwicklungsumgebung für die Ausweichassistenz zum Fußgängerschutz. Tagungsband: Braunschweiger Symposium Automatisierungs-, Assistenz- und eingebettete Systeme für Transportmittel (AAET), 2010.

- [Tamke 2011] A. Tamke, T. Dang, G. Breuel. A flexible method for criticality assessment in driver assistance systems. Tagungsband: Intelligent Vehicles Symposium (IV), IEEE, Seiten 697–702, 2011.
- [Thrun 2006a] S. Thrun, M. Montemerlo, A. Aron. Probabilistic terrain analysis for high-speed desert driving. In G. Sukhatme, S. Schaal, W. Burgard, D. Fox, Hrsg., Tagungsband: Robotics Science and Systems Conference, Philadelphia, PA, 2006.
- [Thrun 2006b] S. Thrun, M. Montemerlo, H. Dahlkamp, D. Stavens, A. Aron, J. Diebel, P. Fong, J. Gale, M. Halpenny, G. Hoffmann, K. Lau, C. Oakley, M. Palatucci, V. Pratt, P. Stang, S. Strohband, C. Dupont, L.-E. Jendrossek, C. Koelen, C. Markey, C. Rummel, J. van Niekerk, E. Jensen, P. Alessandrini, G. Bradski, B. Davies, S. Ettinger, A. Kaehler, A. Nefian, P. Mahoney. Stanley, the robot that won the DARPA Grand Challenge. *Journal of Field Robotics*, 23:661–692, 2006.
- [Tiemann 2012] N. Tiemann. Ein Beitrag zur Situationsanalyse im vorausschauenden Fußgängerschutz. Dissertation, Universität Duisburg-Essen, 2012.
- [Velupillai 2009] S. Velupillai, L. Guvenc. Laser Scanners for Driver-Assistance Systems in Intelligent Vehicles [Applications of Control]. *Control Systems, IEEE*, 29(2):17–19, 2009.
- [von Neumann 1944] J. von Neumann, O. Morgenstern. *Theory of Games and Economic Behavior*. Princeton University Press, 1944.
- [Wang 2011] S. Wang, B. Hesse, T. Brandt, D. Schramm. Kooperative Bahnplanung mit Car-to-X-Kommunikation. *ATZ - Automobiltechnische Zeitschrift*, 4(114):324–329, 2011.
- [Weber 2004] I. Weber. Verbesserungspotenzial von Stabilisierungssystemen im Pkw durch eine Reibwertsensorik. Dissertation, TU Darmstadt, TU Darmstadt, Dezember 2004.
- [Weber 2012] D. Weber. Untersuchung des Potenzials einer Brems-Ausweich-Assistenz. Dissertation, Karlsruher Institut für Technologie, 2012.
- [Weise 2003] J. Weise. Beitrag zur Entwicklung eines optimierten Bremsassistenten. Dissertation, TU Darmstadt, 2003.
- [Weisen 2003] R. Weisen. Gekoppelte Quer- und Längsregelung eines Personenkraftwagens im fahrphysikalischen Grenzbereich. Dissertation, Universität der Bundeswehr Hamburg, 2003.
- [Wendel 2007] J. Wendel. Integrierte Navigationssysteme. Sensordatenfusion, GPS und Inertiale Navigation. Oldenburg, 2007.

- [Werling 2010] M. Werling, J. Ziegler, S. Kammel, S. Thrun. Optimal trajectory generation for dynamic street scenarios in a Frenet Frame. Tagungsband: Robotics and Automation (ICRA), IEEE International Conference, Seiten 987–993, 2010.
- [Wille 2009] J.-M. Wille, F. Saust, M. Maurer. Segmentübergreifende Bahnplanung mittels eines analytischen Optimierungsverfahrens für die autonome Fahrzeugführung auf dem Braunschweiger Stadtring. Tagungsband: 6. Workshop Fahrassistenzsysteme (FAS2009), 2009.
- [Winner 2009a] H. Winner, N. Fecher, F. Rehg, J. Hoffmann. Fahrversuche zur Untersuchung von Frontalkollisionsgegenmaßnahmen. Tagungsband: 4. Darmstädter Kolloquium Mensch und Fahrzeug, Seiten 67–79, 2009.
- [Winner 2009b] H. Winner, S. Hakuli, G. Wolf, Hrsg. Handbuch Fahrerassistenzsysteme, Kapitel 33, Seiten 522–542. Vieweg+Teubner Verlag / GWV Fachverlage GmbH, Wiesbaden, 2009.
- [Winner 2009c] H. Winner, S. Hakuli, G. Wolf, Hrsg. Handbuch Fahrerassistenzsysteme, Kapitel 33, Seite 532. Vieweg+Teubner Verlag / GWV Fachverlage GmbH, Wiesbaden, 2009.
- [Winner 2009d] H. Winner, S. Hakuli, G. Wolf, Hrsg. Handbuch Fahrerassistenzsysteme. Vieweg+Teubner Verlag / GWV Fachverlage GmbH, Wiesbaden, 2009.
- [Winner 2009e] H. Winner, S. Hakuli, G. Wolf, Hrsg. Handbuch Fahrerassistenzsysteme, Kapitel 32, Seiten 478–479. Vieweg+Teubner Verlag / GWV Fachverlage GmbH, Wiesbaden, 2009.
- [Winner 2009f] H. Winner, S. Hakuli, G. Wolf, Hrsg. Handbuch Fahrerassistenzsysteme, Kapitel 32, Seite 482. Vieweg+Teubner Verlag / GWV Fachverlage GmbH, Wiesbaden, 2009.
- [Zhang 2009] J. Zhang, B. Roessler. Situation Analysis and Adaptive Risk Assessment for Intersection Safety Systems in Advanced Assisted Driving. AMS, Fachgespräch Autonome Mobile Systeme, 21:249–258, 2009.
- [Zheng 2003] P. Zheng, M. McDonald. The effect of sensor errors on the performance of collision warning systems. Tagungsband: Proceedings of IEEE Intelligent Transportation Systems, Band 1, Seiten 469–474, 2003.