ulm university universität
uulm



Fahrzeugübergreifende Informationsfusion für ein Kreuzungsassistenzsystem

Florian Seeliger

Band 24

Schriftenreihe des Instituts für Mess-, Regel- und Mikrotechnik

Florian Ulrich Martin Seeliger

Fahrzeugübergreifende Informationsfusion für ein Kreuzungsassistenzsystem

Schriftenreihe des
Instituts für Mess-, Regel- und Mikrotechnik
Universität Ulm

Herausgeber:
Prof. Dr.-Ing. Klaus Dietmayer

Band 24

Florian Ulrich Martin Seeliger

Fahrzeugübergreifende Informationsfusion für ein Kreuzungsassistenzsystem

Bibliografische Information der Deutschen Nationalbibliothek
Die Deutsche Nationalbibliothek verzeichnet diese Publikation in der Deutschen Nationalbibliografie; detaillierte bibliografische Daten sind im Internet über http://dnb.dnb.de abrufbar.

Dissertation, Universität Ulm,
Fakultät für Ingenieurwissenschaften, Informatik und Psychologie, 2017

Impressum

Universität Ulm
Institut für Mess-, Regel- und Mikrotechnik
Prof. Dr.-Ing. Klaus Dietmayer
Albert-Einstein-Allee 41
89081 Ulm
http://www.uni-ulm.de/mrm

Eine Übersicht über alle Bände der Schriftenreihe finden Sie unter
http://www.uni-ulm.de/mrmschriften.

Diese Veröffentlichung ist im Internet auf dem Ulmer Volltextserver (http://vts.uni-ulm.de) verfügbar und dort unter der Lizenz “B - Standard (ohne Print-On-Demand)” publiziert.
Details zur Lizenz sind unter http://www.uni-ulm.de/index.php?id=50392 zu finden.

Institut für Mess-, Regel- und Mikrotechnik der Universität Ulm 2017
Print on Demand

ISBN 978-3-941543-35-5 e-ISBN 978-3-941543-36-2



ulm university universität
uulm

Fahrzeugübergreifende Informationsfusion für ein Kreuzungsassistenzsystem

DISSERTATION

zur Erlangung des akademischen Grades eines

DOKTOR-INGENIEURS
(Dr.-Ing.)

der Fakultät für Ingenieurwissenschaften, Informatik
und Psychologie der Universität Ulm

von

Florian Ulrich Martin Seeliger
aus Backnang

Gutachter:	Prof. Dr.-Ing. Klaus Dietmayer
	Prof. Dr.-Ing. habil. Gert Trommer
Amtierender Dekan:	Prof. Dr. rer. nat. Frank Kargl

Ulm, 19.07.2017

für Katharina, Johanna und Julian

Danksagung

Die vorliegende Dissertation entstand während meiner Zeit als wissenschaftlicher Mitarbeiter am Institut für Mess-, Regel- und Mikrotechnik (MRM) an der Universität Ulm.

Herrn Prof. Dr.-Ing. Klaus Dietmayer danke ich sehr herzlich für die Betreuung meiner Arbeit, die damit verbundenen fachlichen Diskussionen und das einzigartige Arbeitsumfeld, das er mir geboten hat. Herrn Prof. Dr.-Ing. habil. Gert Trommer danke ich herzlich für die Übernahme des Koreferats.

Sehr herzlich bedanke ich mich auch bei meinen ehemaligen Kollegen am MRM. Beginnen möchte ich mit Claudia Fricke, die mir bei allen administrativen Angelegenheiten mit Rat und Tat zur Seite stand. Den „Technikern“, Franz Degenhard, Martin Nieß, Oliver Betz und Thomas Löffler sowie unserem Administrator Uwe Kerner danke ich für ihre hervorragende Arbeit beim Aufbau des Ko-PER-Versuchsfahrzeuges und ihre Unterstützung bei den von mir betreuten Praktikumsversuchen. Ebenso danke ich Dr. Michael Buchholz und Jürgen Remmlinger für die Erstellung der für diese Arbeit genutzten Latex-Klasse.

Mein besonderer Dank gilt meinen drei Mitstreitern im Projekt Ko-PER, Dr. Daniel Meißner, Elias Strigel und Benjamin Wilking sowie jun. Prof. Dr. Stephan Reuter, die mit der Entwicklung und Integration von Algorithmen zur Kreuzungsperzeption und zur fahrzeuglokalen Perzeption mit zum Gelingen dieser Arbeit beigetragen haben. Die gute freundschaftliche Zusammenarbeit, die hilfreichen Diskussionen und unzähligen gemeinsam bestrittenen Projekttreffen und Messkampagnen behalte ich in guter Erinnerung.

Ebenso danke ich meinen ehemaligen Kollegen, insbesondere der ARGOS-Gruppe, für die vielfältige Unterstützung, die regelmäßigen Diskussionen und die nachhaltige Arbeit an der gemeinsam genutzten Softwareinfrastruktur und -architektur.

Wesentliche Teile der Arbeit entstanden im Rahmen des Teilprojektes Kooperative Perzeption (Ko-PER) der Forschungsinitiative Kooperative Fahrerassistenz (Ko-FAS), die vom Bundesministerium für Wirtschaft und Technologie unter dem Förderzeichen 19S9022G gefördert wurde. Daher gilt mein Dank auch dem „Team Ko-PER“.

Mein besonderer Dank gilt dem Projektsprecher Dr. Reiner Wertheimer für die freundschaftliche Zusammenarbeit beim Erarbeiten zahlreicher Mikromeilensteine und die damit verbundenen ergiebigen Diskussionen. Weiterhin möchte ich mich bei Dr. Gabi Breuel, Dr. Galia Weidl, Dr. Dietmar Kasper, Dr. Andreas Wedel und Dominik Petrich für die gute Zusammenarbeit bei der Integration des Kreuzungsassistenzsystems bedanken. In gleichem Maße danke ich Alexandra Neukum und Dr. Frederik Naujoks für die gute Zusammenarbeit und Unterstützung. Die Kreuzungsassistenz in kritischen Situationen im Simulator zu erfahren war überaus erkenntnis- und hilfreich.

Bei der Ko-PER Fahrzeuggruppe bedanke ich mich weiterhin für ihren unermüdlichen Einsatz bei den Ko-PER-Messkampagnen, insbesondere der Kampagne 9.4, in der wesentliche Datensätze für diese Arbeit erhoben wurden. Hervorheben möchte ich Dr. Dietmar Kasper, Dr. Andreas Wedel, Dominik Petrich, Benjamin Wilking, Peter Quittenbaum, Johannes Vetter, Prof. Dr. Anselm Haselhoff und Sebastian Papierok, die bis zur letzten Kampagne durchgehalten und kleinere wie größere „Katastrophen“ stets zu meistern wussten. In diesem Zug möchte ich ebenfalls den Mitgliedern der Kreuzungsgruppe Prof. Dr. Brunsmann, Prof. Dr. Doll und Dr. Michael Goldhammer danken für die tatkräftige Unterstützung bei den Ko-PER-Messkampagnen an der Kreuzung in Aschaffenburg sowie den Aufbau und Betrieb des Kreuzungsperzeptionssystems.

Ebenso bedanke ich mich bei meinen zahlreichen weiteren Wegbegleitern im Projekt Ko-PER für die gemeinsame Zeit und die vielen kleinen und großen Beiträge im Projekt, die mit zum Gelingen meiner Arbeit beigetragen haben.

Ganz besonders bedanke ich mich bei meiner Frau Katharina und meiner Familie für ihre fortwährende Unterstützung, Motivation und Geduld während der Zeit in der ich diese Dissertation angefertigt habe.

Kurzfassung

Fahrzeuglokale Perzeptionssysteme liefern die Datenbasis für aktuelle Fahrerassistenzsysteme wie zum Beispiel Adaptive Cruise Control (ACC) oder Notbremsassistenten. Für neue Anwendungen, wie die Kreuzungsassistenz, reicht die Informationsbasis fahrzeuglokaler Perzeptionssysteme in manchen Situationen nicht aus, z.B. wenn die Sicht auf einen Konfliktpartner durch andere Verkehrsteilnehmer oder statische Objekte verdeckt ist. Die Erfassung des Konfliktpartners mit der fahrzeuglokalen Sensorik ist dann nur eingeschränkt oder gar nicht möglich. Zukünftige Fahrerassistenzsysteme die den Fahrer in Situationen unterstützen sollen, in denen häufig Sichtverdeckungen auftreten können, benötigen daher eine erweiterte Informationsbasis.

In dieser Arbeit wird eine Erweiterung des lokalen Fahrzeugumfeldmodells durch den Austausch von Lokalisierungs- und Perzeptionsinformation zwischen mehreren Fahrzeugen und einem Kreuzungsperzeptionssystem realisiert. Die Arbeit war Teil des Projektes Ko-PER der Forschungsinitiative Ko-FAS, das sich explizit mit der Fahrerassistenz in Verdeckungssituationen beschäftigt hat. Der Austausch der Information erfolgt mit Hilfe von C2X-Nachrichten, die in Ko-PER entwickelt wurden. Zentraler Beitrag dieser Arbeit ist ein echtzeitfähiges fahrzeugübergreifendes Informationsfusionssystem, welches die empfangene Information mit fahrzeuglokaler Information zu einem konsistenten Umfeldmodell zusammenfügt. Bei der ausgetauschten Perzeptionsinformation handelt es sich um bereits zeitlich gefilterte Objektzustände, die mit Hilfe von Track-2-Track-Fusionsmethoden fusioniert werden. Hiermit wird berücksichtigt, dass in den zu fusionierenden Daten identische Information in Form von Modellwissen enthalten ist, wodurch inkonsistente Schätzergebnisse vermieden werden. Weiterhin wird bei der Kommunikation und Fusion die räumliche Ausdehnung der Objekte mit Hilfe eines Bezugspunktes berücksichtigt. Da die Bezugspunkte der Objektdaten, je nach Perspektive der Informationsquellen, verschieden sein können, werden die Bezugspunkte im fahrzeugübergreifenden Informationsfusionssystem bei Bedarf angeglichen. Die Güte der Fusion wird im Rahmen eines Vergleichs von Track-2-Track-Fusionsmethoden evaluiert.

Aufbauend auf dem entwickelten fahrzeugübergreifenden Informationsfusionssystem wurde in Ko-PER ein prototypisches Kreuzungsassistenzsystem realisiert. Dieses System wird genutzt um die Eignung des generierten erweiterten Umfeldmodells für die Kreuzungsassistenz nachzuweisen. Es werden sowohl die Echtzeitfähigkeit des

fahrzeugübergreifenden Informationsfusionssystems in Grenzsituationen hinsichtlich der Objektassoziation betrachtet als auch die Realisierbarkeit von frühzeitigen informativen Warnungen. Letztere ermöglichen es dem Fahrer, eigenständig eine Konfliktsituation durch einen Bremseingriff zu entschärfen.

Abstract

Vehicle sited perception systems provide the information basis for current driver assistance systems, like ACC or emergency braking systems. For new applications, like intersection assistance, the information base of vehicle sited perception systems is insufficient in some situations, e.g. in case of occlusion of the conflict partner by other traffic participants or static objects. The detection capability of vehicle sited sensors is limited or impossible then. Future driver assistance systems which shall support the driver in situations which are often accompanied by occlusions will therefore need an enhanced information base.

In this thesis an extension of the vehicle sited environment model is realized by an exchange of localization and perception information between vehicles and an intersection perception system. This work was part of the project Ko-PER of the research initiative Ko-FAS, which focussed on driver assistance in situations with occlusion. The information exchange is realized with the aid of C2X-messages, developed in the Ko-PER project. A realtime capable Inter-Vehicle Information Fusion system which combines received information with vehicle local information to a consistent environment model is the core contribution of this thesis. As the exchanged object information has already been temporally filtered Track-2-Track fusion methods are applied in the fusion step. Hereby, the common information caused by model knowledge, introduced in the local filters, is considered to avoid inconsistent estimates. The physical extension of the objects is considered by means of a reference point in communication and fusion. Depending on the perspectives of the information sources, the reference points can be different. Therefore the reference points are aligned in the Inter-Vehicle Information Fusion if needed. The fusion performance is evaluated within a comparison of Track-2-Track fusion methods.

Based on the developed Inter-Vehicle Information Fusion system, a prototype of an intersection assistance system was realized in Ko-PER. This system is used to prove that the extended environment model is suitable for intersection assistance. The realtime capability of the Inter-Vehicle Information Fusion system in extremal association constellations is evaluated, as well as the feasibility of advisory warnings. The latter enable the driver himself to mitigate a conflict situation by braking.

Inhaltsverzeichnis

1 Einleitung **1**

2 Koordinatensysteme und Koordinatentransformationen **5**
2.1 Koordinatensysteme 5
2.1.1 Nomenklatur 6
2.1.2 Relevante Koordinatensysteme 9
2.1.3 WGS84-Erdmodell 11
2.2 Koordinatentransformationen 14
2.2.1 Rechenregeln 14
2.2.2 Kugelkoordinaten - Kartesische Koordinaten 17
2.2.3 Kartesische Koordinaten - Kugelkoordinaten 18
2.2.4 LLH - ECEF (kartesisch) 18
2.2.5 ECEF (kartesisch) - LLH 19
2.2.6 Relativposition aus LLH-Koordinaten 20
2.2.7 Transformation von LLH-Koordinaten um einen Hebelarm . . 20
2.2.8 Rotationsmatrizen 21
2.3 Transformation von Zustandsunsicherheiten 23
2.3.1 Linearisierung um einen Arbeitspunkt 23
2.3.2 Unscented Transformation 24
2.3.3 Wechsel des Beobachterkoordinatensystems in kartesischen Koordinaten 26
2.4 Zusammenfassung und Diskussion 26

3 Methoden zur Objektverfolgung **29**
3.1 Nomenklatur 29
3.2 Zustandsschätzung 31
3.2.1 Bayes-Filter 32
3.2.2 Kalman-Filter 33
3.3 Methoden zur zeitlichen Angleichung 34
3.3.1 Prädiktion mit linearen Bewegungsmodellen 34
3.3.2 Prädiktion mit nichtlinearen Bewegungsmodellen 35
3.3.3 Eigenbewegungskompensation 36
3.3.4 Bewegungsmodelle 39

3.4 Datenassoziation 40
3.4.1 Zuordnungskosten 41
3.4.2 Gating 43
3.4.3 Clustering 44
3.4.4 Nearest Neighbor-Algorithmus 45
3.4.5 Modified Auction-Algorithmus 45
3.4.6 Suboptimal JPDA 47
3.5 Zusammenfassung und Diskussion 51

4 Methoden zur Track-2-Track-Fusion **53**
4.1 Methoden ohne Zusatzinformation 53
4.1.1 Simple Convex Combination 54
4.1.2 Covariance Intersection 54
4.1.3 Fast Covariance Intersection 56
4.1.4 Improved Fast Covariance Intersection 56
4.1.5 Information Theoretic Fast Covariance Intersection 59
4.1.6 Sampling Covariance Intersection 61
4.2 Methoden mit Zusatzinformation 64
4.2.1 Cross Covariance 66
4.2.2 Split Covariance Intersection 66
4.2.3 Information Matrix Fusion 68
4.2.4 Generalized Information Matrix Fusion 69
4.3 Zusammenfassung und Diskussion 70

5 Kooperative Perzeption **73**
5.1 Stand der Technik 75
5.1.1 Forschungsprojekte zur C2X gestützten Kreuzungsassistenz . 77
5.1.2 Fahrzeugübergreifende Informationsfusion 80
5.2 Informationsquelle Lokalisierung 82
5.2.1 Anforderungen - fahrspurgenaue Lokalisierung 82
5.2.2 Lokalisierung mit seriennaher Sensorik 85
5.2.3 Referenzsysteme 86
5.2.4 Transformation des Fahrzeugzustands für die Kommunikation 88
5.3 Informationsquelle lokale Perzeption 94
5.3.1 Umfang der benötigten Information 95
5.3.2 Umgang mit Geisterobjekten 95
5.3.3 Latenzen und Zeitsynchronisation 97
5.4 Kommunikation 99
5.4.1 Anforderungen an die Kommunikation 99
5.4.2 Verwendete Nachrichtentypen 100
5.5 Zusammenfassung und Diskussion 101

6 Realisierung der fahrzeugübergreifenden Informationsfusion 103
6.1 Verarbeitungsreihenfolge lokaler und empfangener Information . . . 104
6.2 Kommunizierte Information . . . 106
6.3 Zeitliche Angleichung . . . 110
6.3.1 Zeitliche Angleichung der Lokalisierungslösung . . . 110
6.3.2 Zeitliche Angleichung der Beobachtungen . . . 112
6.4 Koordinatentransformation . . . 113
6.4.1 Fusionskoordinatensystem . . . 114
6.4.2 Transformation des Sender-Zustands . . . 115
6.4.3 Transformation der Perzeptionsinformation . . . 119
6.5 Assoziation . . . 121
6.5.1 Fusion der Objektdimension . . . 122
6.5.2 Referenzpunkttransformation . . . 124
6.6 Fusion des dynamischen Zustands . . . 126
6.7 Zusammenfassung und Diskussion . . . 131

7 Evaluierung 133
7.1 Testszenarien . . . 134
7.1.1 Szenario Kreuzen . . . 134
7.1.2 Szenario Linksabbiegen mit Gegenverkehr . . . 136
7.2 Informationsquellen . . . 137
7.2.1 Kreuzungsperzeptionssystem . . . 137
7.2.2 Fahrzeuge . . . 138
7.3 Assoziation . . . 139
7.3.1 Simulation . . . 140
7.3.2 Clustering . . . 142
7.3.3 Echtzeitfähigkeit . . . 144
7.3.4 Falschassoziationen . . . 146
7.4 Zustandsfusion . . . 148
7.4.1 Datenbasis und Referenz . . . 149
7.4.2 Konsistenz . . . 150
7.4.3 Schätzfehler . . . 153
7.4.4 Informationsgewinn . . . 160
7.5 Anwendungsbeispiel Kreuzungsassistenz . . . 162
7.5.1 Realisierte Systemarchitektur . . . 163
7.5.2 Situationsanalyse . . . 164
7.5.3 Datenbasis und Referenz . . . 166
7.5.4 Erreichbarkeit des optimalen Warnzeitpunktes . . . 166
7.5.5 Anfälligkeit des Systems für Falschalarme . . . 172
7.6 Informationsgewinn durch Kommunikation . . . 173
7.6.1 Datenbasis und Referenz . . . 174
7.6.2 Informationsgewinn mit Sichtverdeckung . . . 176
7.6.3 Informationsgewinn ohne Sichtverdeckung . . . 178

7.7 Zusammenfassung und Diskussion 180

8 Zusammenfassung und Ausblick 183
8.1 Zusammenfassung 183
8.2 Ausblick 186

Anhang A Testmethoden zur Evaluierung der Zustandsschätzung 189
A.1 RMSE 189
A.2 NEES 190

Anhang B Koordinatentransformationen 191
B.1 Addition von Gierwinkeln 191
B.2 Richtungskosinusmatrixdifferentialgleichung 192
B.3 Einfluss bewegter Bezugskoordinatensysteme 192
B.4 Herleitung der Referenzpunkttransformation 196
B.5 Modell der Schwerebeschleunigung 199

Anhang C Bewegungsmodelle 201
C.1 Berechnung der Systemrauschmatrix 202
C.2 CTRV 202
C.3 CTRA 203

Anhang D Methoden zur Generierung einer UTC-Zeitbasis 205
D.1 SyncBox-Ansatz 205
D.2 NTP 206

Abkürzungsverzeichnis 207

Symbolverzeichnis 209

Literatur 215
Verwendete Literatur 215
Eigene Veröffentlichungen 225
Betreute studentische Arbeiten 226

Kapitel 1

Einleitung

Moderne Fahrerassistenzsysteme bauen auf einem Modell des Fahrumfeldes auf, das mit Hilfe fahrzeuglokaler aktiver und passiver Sensoren wie Radaren und Kameras generiert wird. Dieses Umfeldmodell liefert hierbei insbesondere Fahrdynamikinformation über andere Verkehrsteilnehmer, die von den fahrzeuglokalen Sensoren erfasst werden. Fahraufgaben wie die Abstandshaltung zum Vordermann (ACC[1]) oder die Spurverlassenswarnung (LDW[2]) können hiermit bereits in heutigen Serienfahrzeugen von Fahrerassistenzsystemen übernommen werden. Ebenso sind Bremsassistenten in verschiedenen Ausbaustufen erhältlich. Erste Fahrerassistenzsysteme, wie das Antiblockiersystem (ABS) und das Elektronische Stabilitätsprogramm (ESP) haben bereits zu einer messbaren Reduktion von Auffahr- und Fahrunfällen geführt [BBD+14]. Die Verbreitung der aktuellen Generation von Assistenzsystemen, die ein fahrzeuglokales Umfeldmodell nutzen, hat mittlerweile ebenfalls Einfluss auf die Unfallstatistik und reduziert z.B. den Anteil der Unfälle im Längsverkehr [BBD+14]. Hierdurch kommt es zu einer Zunahme der relativen Häufigkeit von Unfällen an Kreuzungen.

Bei Fahraufgaben im Kreuzungsbereich, wie dem Kreuzen einer Vorfahrtstraße oder dem Linksabbiegen mit Gegenverkehr, stoßen fahrzeuglokale Ansätze in Verdeckungssituationen an ihre Grenzen. Mit Hilfe von Ansätzen zur kooperativen Umfelderfassung, der kooperativen Perzeption, können solche Verdeckungssituationen aufgelöst werden. Hierbei wird das fahrzeuglokale Umfeldmodell um fahrzeuglokal nicht erfassbare, aber relevante Information aus externen Informationsquellen erweitert. Externe Quellen können hierbei Lokalisierungsinformationen anderer Fahrzeuge sein, aber auch Beobachtungen aus deren Perzeptionssystemen. Neben anderen Fahrzeugen können auch Infrastruktureinrichtungen als Informationsquellen dienen, zum Beispiel stationäre Perzeptionssysteme. Letztere können an Orten mit hohem Unfallaufkommen für eine hohe Informationsverfügbarkeit sorgen und damit eine

[1] ACC, engl. *Adaptive Cruise Control*
[2] LDW, engl. *Lane Departure Warning*

hohe Zuverlässigkeit auf kooperativer Perzeption aufbauender Assistenzfunktionen sicherstellen. Systeme zur kooperativen Perzeption wurden in verschiedenen Ausprägungen bereits in eine Reihe nationaler und internationaler Forschungsprojekte wie SafeSpot [SMB13], AKTIV-KAS [akt10], Intersafe2 [Fa11], [SR09], GENEVA [ORW+10], [Her13], VSC-A [NHT11a], [NHT11b], smartway [KKSS10] und sim^{TD} [EWE+13] untersucht.

In dieser Arbeit wurde ein System zur fahrzeugübergreifenden Informationsfusion aus beliebigen Quellen entwickelt. Das System wurde im Rahmen des vom Bundesministerium für Wirtschaft und Energie (BMWi) geförderten Forschungsprojektes Kooperative Perzeption (Ko-PER) der Forschungsinitiative Kooperative Fahrerassistenz (Ko-FAS) als Basis für ein kooperatives Kreuzungsassistenzsystem genutzt. Als Informationsquellen standen ein Kreuzungsperzeptionssystem [Mei15] sowie mehrere Versuchsfahrzeuge zur Verfügung. Letztere waren mit fahrzeuglokalen Perzeptionssystemen, Lokalisierungs- und Car-to-X (C2X)-Kommunikationssystemen ausgestattet. Das System zur fahrzeugübergreifenden Informationsfusion wurde im Eigenfahrzeug betrieben, da die Fusion der verfügbaren Daten so auf für das Eigenfahrzeug relevante Information beschränkt werden kann. Weiterhin besteht keine Abhängigkeit von einer stationären Kommunikationsinfrastruktur, um von anderen Fahrzeugen Informationen beziehen zu können. Gegenüber einer zentralen Fusion in der Infrastruktur können mit dem realisierten dezentralen Ansatz kürzere Latenzzeiten erreicht werden. Für die Kommunikation der Information wurden im Projekt Ko-PER erarbeitete Kommunikationsnachrichten verwendet [PER14].

Um Umfeldinformation zwischen verschiedenen Systemen zu einem erweiterten Umfeldmodell zusammenfügen zu können, muss die Information in ein gemeinsames Koordinatensystem transformiert werden. Hierzu werden verschiedene Koordinatentransformationen als auch Methoden zur zeitlichen Angleichung der Information benötigt. Grundlegende Methoden hierzu sind in Kapitel 2 zusammengefasst. Die grundlegenden Methoden zur Objektverfolgung, die in der fahrzeugübergreifenden Informationsfusion zur Generierung des erweiterten Umfeldmodells benötigt werden, sind im Kapitel 3 zusammengefasst.

Die dem fahrzeugübergreifenden Informationsfusionssystem zur Verfügung stehende Information ist überwiegend bereits mit Hilfe von Bewegungsmodellen zeitlich gefiltert worden. Durch das in den verschiedenen Quellen durch Bewegungsmodelle eingebrachte Modellwissen ist die Information in unbekanntem Maße korreliert. Dies hat zur Folge, dass die zu fusionierende Information nicht mehr als stochastisch unabhängig betrachtet werden kann [Bar81]. Wird dieser Umstand bei der Fusion nicht berücksichtigt, kann dies zu inkonsistenten Fusionsergebnissen führen. Für die Fusion werden daher im entwickelten fahrzeugübergreifenden Informationsfusionssystem Track-2-Track-Fusionsmethoden genutzt, die die unbekannte Kreuzkorrelation der Information berücksichtigen und konsistente Ergebnisse liefern. Das Kapitel 4

gibt einen Überblick über die derzeit bekannten Methoden zur Track-2-Track-Fusion mit unbekannter Kreuzkorrelation, die auf die gegebene Informationsbasis der hier betrachteten Problemstellung anwendbar sind. Relevante Methoden, die im Rahmen dieser Arbeit nicht verfügbare Zusatzinformation benötigen, sind der Vollständigkeit halber ebenfalls aufgeführt.

Der Stand der Technik zur kooperativen Perzeption im Kontext sowohl der Kreuzungsassistenz als auch der fahrzeugübergreifenden Informationsfusion wird im Kapitel 5 dargestellt. Ergänzend werden in diesem Kapitel relevante Anforderungen an die informationsliefernden Systeme zusammengefasst. Hierzu gehören z.B. eine präzise Zeitstempelung der kommunizierten Daten, die Ausgabe der Lokalisierungsinformation bezüglich eines durch Perzeptionssysteme beobachtbaren Ursprungs, die senderseitige Unterdrückung von Falschalarmen und eine Lokalisierungsgenauigkeit die eine Fahrspurzuordnung von Perzeptionsinformation ermöglicht.

Das Kapitel 6 behandelt die Realisierung des entworfenen fahrzeugübergreifenden Informationsfusionssystems. Von fahrzeuglokalen Systemen zur Multi-Objekt-Verfolgung unterscheidet sich das realisierte System in mehreren Punkten. Zunächst geschieht das durch einen zusätzlich erforderlichen Koordinatentransformationsschritt, in dem Daten verschiedener Quellen, abhängig von ihrer Lokalisierungsinformation, in ein gemeinsames Koordinatensystem überführt werden. Weiterhin müssen, abhängig von den Perspektiven der Informationsquellen, für die Assoziation und Fusion die Bezugspunkte der Objektzustände angeglichen werden. Hierfür ist auch eine Fusion der Objektabmessungen erforderlich. Für die genannten Aufgaben werden in dieser Arbeit erarbeitete Lösungen vorgestellt. Da die Informationsquellen bereits zeitlich gefilterte Daten liefern, ist bei der Fusion die Anwendung von Track-2-Track-Fusionsmethoden erforderlich. Da die Kommunikationsbandbreite beschränkt ist, reduziert sich der Kreis der anwendbaren Methoden auf die Methoden ohne Zusatzinformation, in die auch die Familie der Covariance Intersection (CI) fällt (siehe Kapitel 4). Letztere führt bei der Fusion praktisch zu einem Informationsverlust gegenüber der informativsten Quelle [TBC10]. In dieser Arbeit wird daher ein Ansatz vorgestellt, bei dem, um den Informationsverlust zu minimieren, Teilzustände als stochastisch unabhängig betrachtet und damit getrennt fusioniert werden können. Wird seitens der Quellen ein Konsistenznachweis für die einzelnen Teilzustände erbracht, so sind die Fusionsergebnisse des entwickelten Ansatzes ebenfalls konsistent.

Im Kapitel 7 werden neben ausgewählten Aspekten der Kreuzungsassistenz die Teilkomponenten Assoziation und Fusion des fahrzeugübergreifenden Informationsfusionssystems evaluiert. Anhand eines simulierten, bezüglich der Objektanzahl extremalen Szenarios wird die Abhängigkeit der Komplexität der Assoziationsaufgabe von der Positionsunsicherheit der Objektzustände im Fusionskoordinatensystem untersucht. Ergänzend wird die Laufzeit der Assoziationsalgorithmen Nearest Neighbor (NN) [Bar87], modified Auction [Ber88], [BB00] und Suboptimal Joint Probabilistic

Data Association (SJPDA) [RP93] auf der für den Prototypen des Kreuzungsassistenzsystems verwendeten Hardware auf Echtzeitfähigkeit überprüft. Die Fusion von Perzeptionsinformation eines Fahrzeugs und eines Infrastrukturperzeptionssystems sind ebenfalls Gegenstand der Evaluierung. Betrachtet wird für die Methoden Improved Fast Covariance Intersection (I-FCI) [FH05], Information Theoretic Fast Covariance Intersection (IT-FCI) [WL12], Sampling Covariance Intersection (SaCI) [TBC10], Simple Convex Combination (SCC) [CHZZ08] und Generalized Information Matrix Fusion (GIMF) [TB10], [TBY+11] sowohl die Fusion des vollständigen Zustands als auch die Fusion als unabhängig angenommener Teilzustände, jeweils in einer Sensor-2-Global- und einer Sensor-2-Sensor-Architektur. Anschließend wird die Eignung des realisierten fahrzeugübergreifenden Informationsfusionssystems für die Kreuzungsassistenz durch den Nachweis der Realisierbarkeit frühzeitiger informativer Fahrerwarnungen belegt. Abschließend wird die Kommunikation evaluiert. Betrachtet werden anhand des Szenarios Kreuzen die Sichtbarkeit des Konfliktpartners an je einer Kreuzung mit starken und leichten Sichtverdeckungen sowie die Kommunikationsreichweite, um den Informationsgewinn durch die kooperative Perzeption zu belegen.

Kapitel 2

Koordinatensysteme und Koordinatentransformationen

Bei der fahrzeugübergreifenden Informationsfusion werden die Umfeldmodelle mehrerer Fahrzeuge zu einem erweiterten Umfeldmodell kombiniert. Jedes Fahrzeug hat sein individuelles fahrzeugfestes Koordinatensystem, in dem sein Umfeldmodell repräsentiert ist. Für die Kombination der Umfeldmodelle müssen diese durch Koordinatentransformation in ein gemeinsames Koordinatensystem überführt werden. Hierbei ist die Kenntnis der Bezugskoordinatensysteme notwendig, damit kommunizierte Information richtig transformiert werden kann. In der Literatur zur fahrzeuglokalen Objektverfolgung werden die Bezugskoordinatensysteme oft nicht oder nur unvollständig angegeben. Daher sind in diesem Kapitel die Koordinatentransformationen ausführlich und allgemein unter Angabe der Bezugskoordinatensysteme beschrieben. Allgemeine Zusammenhänge, die sich bei der Erstellung der Arbeit als hilfreich erwiesen haben, und Herleitungen bezüglich der Koordinatentransformationen sind im Anhang B zusammengefasst.

Die Beschreibung der relevanten Koordinatensysteme und grundlegenden Koordinatentransformationen erfolgt in den Abschnitten 2.1 und 2.2. Die Objektzustände in den lokalen Umfeldmodellen und im fahrzeugübergreifenden Umfeldmodell werden probabilistisch beschrieben. Daher wird die Transformation von Zustandsunsicherheiten in Abschnitt 2.3 behandelt.

2.1 Koordinatensysteme

Beim Austausch von Lokalisierungs- und Perzeptionsinformation ist eine eindeutige Definition der Bezugskoordinatensysteme notwendig, damit die Informationen korrekt interpretiert werden kann. In der Literatur zur Fahrzeugumfelderkennung existiert

hierzu keine geeignete etablierte Nomenklatur. Daher wird in dieser Arbeit auf eine im Kontext der inertialen Navigationssysteme gebräuchliche Notation zurückgegriffen, die die notwendigen Bezugskoordinatensysteme berücksichtigt [Gro08], [Wen07].

In Abschnitt 2.1.1 ist die in dieser Arbeit verwendete Nomenklatur zur Bezeichnung der Zustandsgrößen und der Koordinatensysteme zusammengefasst. Zu letzterer gehören die Abkürzungen der verwendeten Bezugskoordinatensysteme. Die Abkürzungen sind so kurz wie möglich gewählt, um die Lesbarkeit der Gleichungen aufrechtzuerhalten. Zur besseren Übersicht sind die Kürzel tabellarisch zusammengefasst. Die für diese Arbeit relevanten Bezugskoordinatensysteme werden in Abschnitt 2.1.2 erläutert. Für die Angabe globaler Positionen ist ein Erdmodell erforderlich. In dieser Arbeit wird hierzu das World Geodetic System of 1984 (WGS84)-Erdmodell verwendet, welches die Erdoberfläche mit Hilfe eines Ellipsoids approximiert (siehe Abschnitt 2.1.3).

2.1.1 Nomenklatur

In der Tabelle 2.1 sind die in dieser Arbeit verwendeten Kürzel der relevanten Zustandsgrößen aufgeführt.

Kürzel	Zustandsgröße
$\begin{bmatrix}\lambda & \varphi & h\end{bmatrix}^T$	Position (polare ECEF-Koordinaten)
$r, \boldsymbol{r}$	Position (Skalar, Vektor)
$v, \boldsymbol{v}$	Geschwindigkeit (Skalar, Vektor)
$a, \boldsymbol{a}$	Beschleunigung (Skalar, Vektor)
$\begin{bmatrix}\Phi & \Theta & \Psi\end{bmatrix}^T$	Orientierung (Euler-Winkel)
$\boldsymbol{C}$	Orientierung (Richtungskosinusmatrix)
$\omega, \boldsymbol{\omega}$	Drehrate (Skalar, Vektor)
$\boldsymbol{\Omega}$	Drehrate (schiefsymmetrische Matrix)

Tabelle 2.1: Zustandsgrößen.

Zur eindeutigen Definition einer Zustandsgröße müssen bei Positionen, Geschwindigkeiten, Beschleunigungen und Drehraten die folgenden drei Bezugskoordinatensysteme angegeben werden:

- Objekt-Koordinatensystem (engl. *object-frame*, α)

- Referenz-Koordinatensystem (engl. *reference-frame*, β)
- Beobachter-Koordinatensystem (engl. *resolving-frame*, γ).

Die Kürzel der drei Bezugskoordinatensysteme haben folgende Positionen im Suffix einer Variablen:

$$\boldsymbol{r}^{\gamma}_{\beta\alpha}, \boldsymbol{v}^{\gamma}_{\beta\alpha}, \boldsymbol{a}^{\gamma}_{\beta\alpha}, \boldsymbol{\omega}^{\gamma}_{\beta\alpha}, \boldsymbol{\Omega}^{\gamma}_{\beta\alpha}.$$

Das Referenzkoordinatensystem β und das Objektkoordinatensystem α stehen unten. Das Beobachterkoordinatensystem γ steht oben. Die drei Koordinatensysteme sind in der Abbildung 2.1 veranschaulicht.

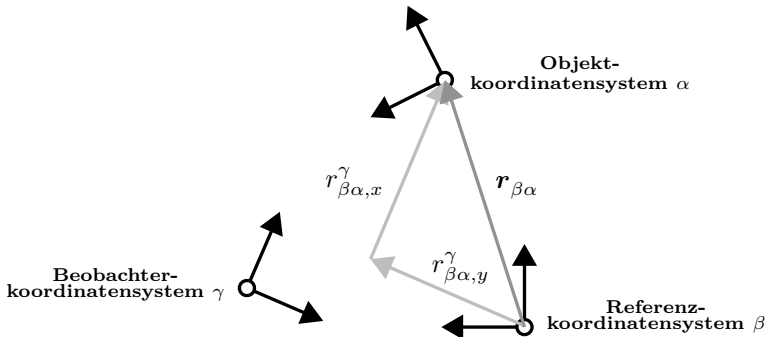


Abbildung 2.1: Bezugskoordinatensysteme.

Das Objektkoordinatensystem ist das Koordinatensystem dessen Bewegung beschrieben wird. Das Referenzkoordinatensystem ist das Koordinatensystem gegenüber dem sich das Objektkoordinatensystem bewegt. Das Beobachterkoordinatensystem ist das Koordinatensystem in dessen Achsen die Bewegung dargestellt wird.

Bei der Angabe der drei Bezugskoordinatensysteme werden eine Reihe von Abkürzungen verwendet. Eine Abkürzung beginnt mit der Angabe des Kürzels für das Bezugskoordinatensystem (f) gefolgt von weiteren optionalen Kürzeln für den Bezugspunkt (B), den Objekttyp (O) den Koordinatentyp (K) und bei Skalaren der Achse (a). Nach diesem Schema ergibt sich in dieser Arbeit die Schreibweise:

$$\boldsymbol{r}^{fBO,K}_{fBOfBO,a} \tag{2.1}$$

Zur besseren Lesbarkeit sind die Kürzel für das Bezugskoordinatensystem immer Kleinbuchstaben und die optionalen Kürzel Großbuchstaben. Die Kürzel sind in den Tabellen 2.2 und 2.3 zusammengefasst.

Kürzel	Bezugs-koordinaten-system (f)	Kürzel	Bezugspunkt (B)
b	body	M	IMU-Messzentrum
n	navigation	A	GNSS-Antennen-Messzentrum
e	earth	I	INS-Messzentrum
i	inertial	K	Kommunikation (vordere Stoßstange)
		F	Fahrzeug (z.B. Mittelpunkt der Hinterachse)
		R	Referenzpunkt an beobachtetem Objekt

Tabelle 2.2: Koordinatensystemkürzel I.

Kürzel	Objekttyp (O)	Kürzel	Koordinatentyp (K)
O	Objekt (Sender)	ENU	East North Up
E	Ego (Eigenfahrzeug)	NED	North East Down
L	Hebelarm (Leverarm)	$ECEF$	kartesisches Erdkoordinatensystem
		LLH	Latitude Longitude Height

Tabelle 2.3: Koordinatensystemkürzel II.

Um eine skalare Größe zu bezeichnen, wird dem Bezeichner des Objektkoordinatensystems, durch Komma getrennt, die Achs-Bezeichnung angehängt, z.B.

$$r^{e}_{eb,x}. \tag{2.2}$$

Bei der Angabe von Orientierungen werden ein Ausgangs- und ein Ziel-Beobachterkoordinatensystem benötigt. Das Ausgangs-Beobachterkoordinatensystem α steht unten, das Ziel-Beobachterkoordinatensystem β oben im Suffix:

$$\boldsymbol{C}^{\beta}_{\alpha}, \Phi^{\beta}_{\alpha}, \Theta^{\beta}_{\alpha}, \Psi^{\beta}_{\alpha}.$$

Zustandsvektoren werden üblicherweise mit $\boldsymbol{x}$ beziehungsweise $\hat{\boldsymbol{x}}$ bei Schätzwerten notiert. Die Bezugskoordinatensysteme der einzelnen Zustandsgrößen eines Zustandsvektors sind nicht immer identisch. Häufig haben die einzelnen Zustandsgrößen unterschiedliche Referenzkoordinatensysteme. In diesem Fall wird, wenn das Beobachterkoordinatensystem und das Objektkoordinatensystem für alle Zustandsgrößen

identisch ist, die folgende Notation genutzt:

$$\hat{\boldsymbol{x}}_{bR}^{bE}. \tag{2.3}$$

2.1.2 Relevante Koordinatensysteme

Für die fahrzeugübergreifende Informationsfusion sind die folgenden Koordinatensysteme von Bedeutung:

- Inertialkoordinatensystem (engl. *inertial-frame*, i)
- erdfestes Koordinatensystem (engl. *earth-frame*, e)
- Navigationskoordinatensystem (engl. *navigation-frame*, n)
- körperfestes Koordinatensystem (engl. *body-frame*, b)

Die einzelnen Koordinatensysteme sind in der Abbildung 2.2 dargestellt.

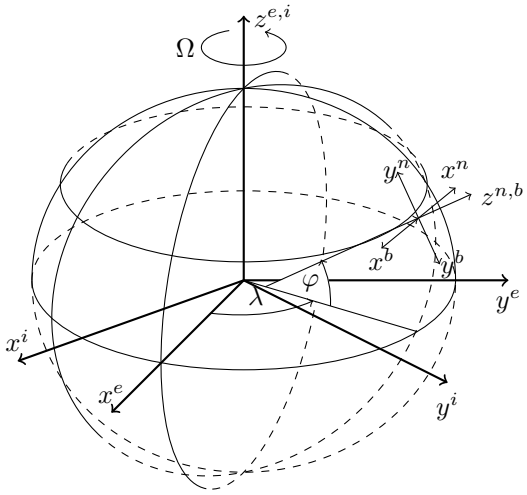


Abbildung 2.2: Koordinatensysteme.

Das Inertialkoordinatensystem hat seinen Ursprung im Schwerezentrum der Erde. Seine z-Achse entspricht der Rotations-Achse der Erde. Die x- und y-Achse sind an Fixsternen ausgerichtet. Das Inertialkoordinatensystem dient als Referenzkoordinatensystem bei der Messung von Beschleunigungen und Drehraten. Daher ist in den Messdaten von Beschleunigungssensoren immer die Erdbeschleunigung enthalten.



Abbildung 2.3: Fahrzeugfestes Koordinatensystem.

Das erdfeste Koordinatensystem hat wie das Inertialkoordinatensystem seinen Ursprung im Schwerezentrum der Erde und eine zur Rotationsachse der Erde parallel ausgerichtete z-Achse. Die x- und y-Achse sind an erdfesten Punkten ausgerichtet. Die x-Achse durchstößt die Erdoberfläche im Schnittpunkt des Äquators und des Nullmeridians.

Das Navigationskoordinatensystem hat eine parallel zur Wirkungsrichtung der Schwerkraft ausgerichtete z-Achse. Je nach verwendeter Achsausrichtung des Navigationskoordinatensystems zeigt die z-Achse zum Schwerezentrum der Erde hin oder davon weg. Übliche Achsausrichtungen sind North East Down (NED) und East North Up (ENU), wobei die Richtungen der x-, y-, und z-Achse der Reihenfolge nach angegeben sind. Das NED-System ist in der Luft- und Seefahrt üblich und wird z.B. von GPS-Receivern zur Ausgabe von Navigationsdaten nach dem National Marine Electronics Association (NMEA)-Standard verwendet. Es ist damit praktisch weiter verbreitet als das ENU-System und wird auch überwiegend in der Literatur zu Navigationssystemen verwendet. In dieser Arbeit wird, motiviert durch die Definition des körperfesten Koordinatensystems von Straßenfahrzeugen nach der ISO 8855:2011, abweichend das ENU-System verwendet.

Das körperfeste Koordinatensystem hat seinen Ursprung innerhalb oder an der Oberfläche eines Körpers, wie z.B. einem Fahrzeug oder einem Sensor. Zur Angabe einer globalen Orientierung wird das Navigationskoordinatensystem mit identischem Ursprung zum körperfesten Koordinatensystem verwendet.

In der Fahrzeugumfelderkennung werden die Positionen anderer Verkehrsteilnehmer im körperfesten Koordinatensystem des Fahrzeugs erfasst. Das körperfeste

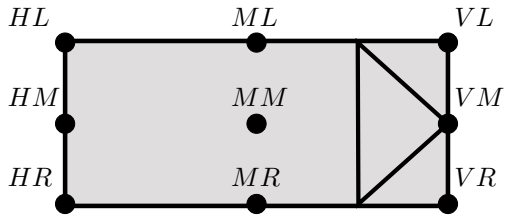


Abbildung 2.4: Referenzpunkte.

Koordinatensystem des Fahrzeugs wird meist als Fahrzeugkoordinatensystem bezeichnet. Das Fahrzeugkoordinatensystem ist nach ISO 8855:2011 (Nachfolger der DIN 70.000, [DIN94]) ein rechtshändiges kartesisches Koordinatensystem mit beliebigem Ursprung innerhalb der Fahrzeuglängsmittelebene [ISO11]. Die x-Achse des Fahrzeugkoordinatensystems zeigt in Fahrtrichtung, die y-Achse steht senkrecht auf der Fahrzeuglängsmittelebene und die z-Achse zeigt nach oben (vgl. Abbildung 2.3). Als Ursprung des Fahrzeugkoordinatensystems wird häufig der Mittelpunkt der Hinterachse gewählt. Im Rahmen dieser Arbeit liegt der Ursprung des Fahrzeugkoordinatensystems in der Projektion des Mittelpunktes der vorderen Stoßstange auf die Fahrbahnebene (siehe Abbildung 2.3). Da sich Positionsangaben von Perzeptionsdaten vornehmlich auf Punkte auf der Objekthülle beziehen, wurde der Ursprung des Fahrzeugkoordinatensystems auf die Fahrzeughülle gelegt, um die Assoziation von Lokalisierungs- und Perzeptionsdaten zu ermöglichen. Alternativ können Lokalisierungsdaten in einem beliebigen fahrzeugfesten Koordinatensystem angegeben werden, wobei zusätzlich die Angabe eines Hebelarms erforderlich ist, der den Bezug der Fahrzeughülle zum Ursprung des Fahrzeugkoordinatensystems herstellt.

Bei Daten aus der fahrzeuglokalen Perzeption ist die Angabe der Objektposition in dem für die Lokalisierung genutzten Objektkoordinatensystem nicht immer möglich, da z.B. bei vorausfahrenden Fahrzeugen die Front nicht beobachtet werden kann. Stattdessen wird ein Referenzpunkt ermittelt, der den Ursprung des Objektkoordinatensystems festlegt. Der Referenzpunkt liegt entweder in der Mitte einer Fahrzeugseite, z.B. hinten Mitte (HM), auf einer Ecke der Fahrzeugkontur, z.B. vorne rechts (VR) oder im Mittelpunkt des Objektes (MM), z.B. bei Fußgängern.

2.1.3 WGS84-Erdmodell

Das WGS84-Erdmodell wurde von der National Geospatial-Intelligence Agency (NGA), heute National Imagery and Mapping Agency (NIMA) spezifiziert [NIM97]. Das Erdmodell umfasst eine Reihe von Konstanten, darunter den äquatorialen Ra-

dius a_{84} und die Abflachung f_{84} des Referenzellipsoids, mit dem die Erdoberfläche approximiert wird. Darüber hinaus sind Modelle für den Geoiden und das Schwerefeld definiert. Bei Global Positioning System (GPS)-Empfängern erfolgt die Positionsausgabe üblicherweise in Latitude Longitude Height (LLH)-Koordinaten, basierend auf dem WGS84-Modell.

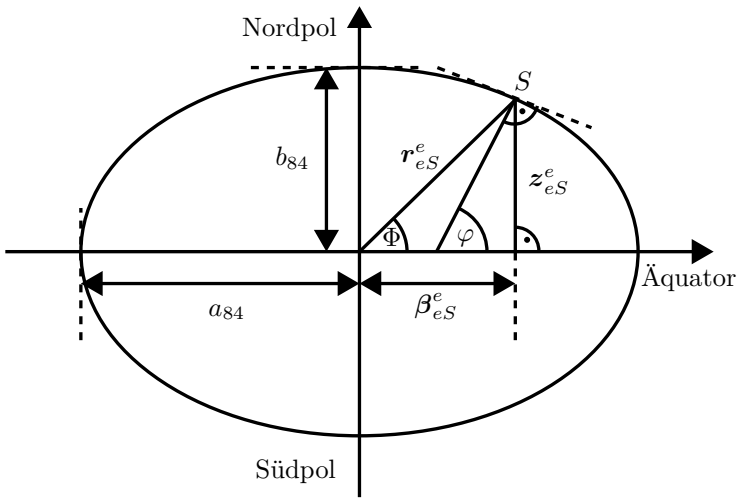


Abbildung 2.5: Schnitt durch das WGS84-Referenzellipsoid nach [Gro08].

Das WGS84-Ellipsoid ist in der Abbildung 2.2 dargestellt. Der geodätische Breitengrad (Latitude) wird mit φ bezeichnet und der Längengrad (Longitude) mit λ. Die Abbildung 2.5 zeigt einen Schnitt durch das Referenzellipsoid. Der Parameter a_{84} ist die große Hauptachse des Ellipsoids und wird als äquatorialer Radius bezeichnet. Der Parameter b_{84} ist die kleine Hauptachse und wird als polarer Radius bezeichnet. Aus den beiden Halbachsen lassen sich die Exzentrizität des Ellipsoids e_{84} und die Abflachung des Ellipsoids f_{84} berechnen. Da nach WGS84 der äquatoriale Radius und die Abflachung definiert sind, müssen die kleine Halbachse und die Exzentrizität e_{84} aus den definierten Parametern berechnet werden.

Es gelten die folgenden Zusammenhänge:

$$e_{84} = \sqrt{2f_{84} - f_{84}^2} = \sqrt{1 - \frac{b_{84}^2}{a_{84}^2}} \tag{2.4}$$

$$f_{84} = \frac{a_{84} - b_{84}}{a_{84}} = 1 - \sqrt{1 - e_{84}^2} \tag{2.5}$$

Bei den Winkeln Φ und φ[1] in der Abbildung 2.5 handelt es sich um den geozentrischen und den geodätischen Breitengrad. Bei der Angabe von LLH-Koordinaten wird der geodätische Breitengrad verwendet. Der geodätische Breitengrad ist entsprechend seiner Definition der Schnittwinkel zwischen der Normalen der Erdoberfläche und der Äquatorebene. In Bezug auf den Punkt R kann der geodätische Breitengrad über die Steigung der Erdoberfläche angegeben werden:

$$\tan \varphi_R = -\frac{\partial \beta^e_{eR}}{\partial r^e_{eR,z}}. \tag{2.6}$$

Hierbei ist $\boldsymbol{r}^e_{eR}$ die Position von R im erdfesten Koordinatensystem, und bei β^e_{eR} handelt es sich um den Betrag der Projektion von $\boldsymbol{r}^e_{eR}$ in die Äquatorebene (siehe Abbildung 2.5):

$$\beta^e_{eR} = \sqrt{(r^e_{eR,x})^2 + (r^e_{eR,y})^2}. \tag{2.7}$$

Über die Gleichung (2.6) kann die Beziehung zwischen geozentrischem und geodätischem Breitengrad hergeleitet werden, [Gro08].

$$\tan \Phi_R = (1 - e^2_{84}) \tan \varphi_R \tag{2.8}$$

In Transformationsgleichungen werden zur kompakteren Darstellung neben der Exzentrizität auch der Meridiankrümmungsradius[2] R_N und der Querkrümmungsradius[3] R_E verwendet.

$$R_N(\varphi^e_{eb}) = a_{84} \cdot \frac{1 - e^2_{84}}{(1 - e^2_{84} \sin^2(\varphi^e_{eb}))^{\frac{3}{2}}} \tag{2.9}$$

$$R_E(\varphi^e_{eb}) = \frac{a_{84}}{(1 - e^2_{84} \sin^2(\varphi^e_{eb}))^{\frac{1}{2}}} \tag{2.10}$$

Die Parameter des WGS84-Modell sind in der Tabelle 2.4 zusammengefasst.

[1] In [Gro08] wird der geodätische Breitengrad mit L bezeichnet. In dieser Arbeit wird die alternative Bezeichnung φ in Anlehnung an [Wen07] verwendet.
[2] engl. *meridian radius of curvature*
[3] engl. *transverse radius of curvature*

Bezeichnung	Symbol	Wert
Große Halbachse des Ellipsoids	a_{84}	$6378137,0\text{m}$
Kleine Halbachse des Ellipsoids	b_{84}	$6356752,3142\text{m}$
Abflachung des Ellipsoids	f_{84}	$\frac{1}{298,257223563}$
Exzentrizität des Ellipsoids	e_{84}	$0,0818191908426$
Erddrehrate	ω_{ie}	$7,292115 \times 10^{-5} \frac{\text{rad}}{\text{s}}$

Tabelle 2.4: Parameter des WGS84-Erdmodells nach [Wen07].

2.2 Koordinatentransformationen

Für die Überführung empfangener Lokalisierungs- und Perzeptionsinformation in das Koordinatensystem des erweiterten Umfeldmodells werden eine Reihe von Koordinatentransformationen benötigt, die in diesem Abschnitt zusammengefasst sind. In Abschnitt 2.2.1 werden die grundlegenden Rechenregeln erläutert, die zur Herleitung von Koordinatentransformationen und Bewegungsdifferentialgleichungen eingesetzt werden. Anschließend werden in den Abschnitten 2.2.2 und 2.2.3 die Transformationen zwischen kartesischen und Kugelkoordinaten dargestellt. Die Abschnitte 2.2.4 und 2.2.5 behandeln die Transformationen zwischen Earth Centered Earth Fixed (ECEF)-Koordinaten in kartesischer und polarer Darstellung. Die Berechnung einer Relativposition zweier LLH-Koordinaten in einem Navigationskoordinatensystem folgt in Abschnitt 2.2.6. Die Transformation einer LLH-Koordinate um einen Hebelarm ist in Abschnitt 2.2.7 beschrieben. Eine ausführliche Erläuterung von Richtungskosinusmatrizen erfolgt in Abschnitt 2.2.8. Auf den Einfluss bewegter Bezugskoordinatensysteme wird gesondert im Anhang B.3 eingegangen.

2.2.1 Rechenregeln

Zur Herleitung von Koordinatentransformationen und Bewegungsdifferentialgleichungen werden eine Reihe von grundlegenden Rechenregeln benötigt, die im Folgenden zusammengefasst sind. Die Gleichungen wurden [Gro08] und [Wen07] entnommen und sind hier in kompakter Form dargestellt. Basierend auf den Rechenregeln werden in dieser Arbeit eine Reihe von Transformationsgleichungen hergeleitet. Hierzu gehören Gleichungen zur Transformation des Fahrzeugzustands auf einen anderen Ursprung, der Lokalisierungslösung eines Senders in das Fusionskoordinatensystem, der Perzeptionsdaten eines Senders in das Fusionskoordinatensystem und von Perzeptionsdaten auf einen anderen Referenzpunkt.

Positionen
Referenz- und Objektkoordinatensystem lassen sich bei Positionsvektoren durch Negation vertauschen:

$$\boldsymbol{r}^{\gamma}_{\beta\alpha} = -\boldsymbol{r}^{\gamma}_{\alpha\beta}. \tag{2.11}$$

Werden zwei Positionsvektoren addiert, müssen diese dasselbe Beobachterkoordinatensystem aufweisen. Weiterhin muss das Objektkoordinatensystem eines Vektors mit dem Referenzkoordinatensystem des anderen übereinstimmen, z.B.

$$\boldsymbol{r}^{\gamma}_{\beta\alpha} = \boldsymbol{r}^{\gamma}_{\beta\delta} + \boldsymbol{r}^{\gamma}_{\delta\alpha}. \tag{2.12}$$

Orientierung
Das Beobachterkoordinatensystem kann durch Multiplikation eines Positionsvektors mit einer Richtungskosinusmatrix (auch als Rotationsmatrix, oder Drehmatrix bezeichnet) geändert werden:

$$\boldsymbol{r}^{\gamma}_{\beta\alpha} = \boldsymbol{C}^{\gamma}_{\delta}\boldsymbol{r}^{\delta}_{\beta\alpha}. \tag{2.13}$$

Das Beobachterkoordinatensystem von Geschwindigkeits- und Beschleunigungsvektoren sowie Vektoren von Drehraten kann ebenfalls durch Multiplikation mit einer Richtungskosinusmatrix geändert werden:

$$\boldsymbol{v}^{\gamma}_{\beta\alpha} = \boldsymbol{C}^{\gamma}_{\delta}\boldsymbol{v}^{\delta}_{\beta\alpha}, \tag{2.14}$$

$$\boldsymbol{a}^{\gamma}_{\beta\alpha} = \boldsymbol{C}^{\gamma}_{\delta}\boldsymbol{a}^{\delta}_{\beta\alpha}, \tag{2.15}$$

$$\boldsymbol{\omega}^{\gamma}_{\beta\alpha} = \boldsymbol{C}^{\gamma}_{\delta}\boldsymbol{\omega}^{\delta}_{\beta\alpha}. \tag{2.16}$$

Der Aufbau von Richtungskosinusmatrizen wird in Abschnitt 2.2.8 erläutert.

Mehrere aufeinanderfolgende Drehungen können durch Multiplikation der Richtungskosinusmatrizen der Teildrehungen zusammengefasst werden:

$$\boldsymbol{C}^{\gamma}_{\beta} = \boldsymbol{C}^{\gamma}_{\delta}\boldsymbol{C}^{\delta}_{\beta}. \tag{2.17}$$

Zu beachten ist, dass die Reihenfolge der Drehungen und damit auch die Multiplikationsreihenfolge der Matrizen nicht beliebig ist, da Drehungen im Allgemeinen nicht kommutativ sind.

Die Inverse einer Richtungskosinusmatrix ist identisch mit ihrer Transponierten und

beschreibt die Umkehrung der Drehung:

$$\boldsymbol{C}_{\beta}^{\gamma} = \left(\boldsymbol{C}_{\gamma}^{\beta}\right)^{-1}, \tag{2.18}$$

$$= \left(\boldsymbol{C}_{\gamma}^{\beta}\right)^{T}. \tag{2.19}$$

Die Umkehrung der Drehrichtung hat eine Vertauschung der Bezugskoordinatensysteme zur Folge.

Drehraten

Wie Positionsvektoren können auch Vektoren von Drehraten addiert werden:

$$\boldsymbol{\omega}_{\beta\alpha}^{\gamma} = -\boldsymbol{\omega}_{\alpha\beta}^{\gamma}, \tag{2.20}$$

$$\boldsymbol{\omega}_{\beta\alpha}^{\gamma} = \boldsymbol{\omega}_{\beta\delta}^{\gamma} + \boldsymbol{\omega}_{\delta\alpha}^{\gamma}. \tag{2.21}$$

Wie bei Positionsvektoren müssen die beiden Vektoren dasselbe Beobachterkoordinatensystem aufweisen, und das Objektkoordinatensystem eines Vektors muss mit dem Referenzkoordinatensystem des anderen übereinstimmen.

Mit Vektoren von Drehraten wird häufig das Kreuzprodukt mit anderen Vektoren, z.B. mit Positionsvektoren gebildet. Mit Hilfe einer schiefsymmetrischen Matrix [Gro08], [Wen07] kann das Kreuzprodukt als Matrixmultiplikation geschrieben werden. Für Drehraten wird die schiefsymmetrische Matrix wie folgt gebildet:

$$\boldsymbol{\Omega}_{\beta\alpha}^{\gamma} = [\boldsymbol{\omega}_{\beta\alpha}^{\gamma}\times] = \left(\begin{bmatrix} 0 & -\omega_{\beta\alpha,z}^{\gamma} & \omega_{\beta\alpha,y}^{\gamma} \\ \omega_{\beta\alpha,z}^{\gamma} & 0 & -\omega_{\beta\alpha,x}^{\gamma} \\ -\omega_{\beta\alpha,y}^{\gamma} & \omega_{\beta\alpha,x}^{\gamma} & 0 \end{bmatrix}\right). \tag{2.22}$$

Die Regeln für Vektoren von Drehraten (2.20) und (2.21) gelten analog für die schiefsymmetrischen Matrizen:

$$\boldsymbol{\Omega}_{\beta\alpha}^{\gamma} = -\boldsymbol{\Omega}_{\alpha\beta}^{\gamma}, \tag{2.23}$$

$$\boldsymbol{\Omega}_{\beta\alpha}^{\gamma} = \boldsymbol{\Omega}_{\beta\delta}^{\gamma} + \boldsymbol{\Omega}_{\delta\alpha}^{\gamma}. \tag{2.24}$$

Das Beobachterkoordinatensystem einer schiefsymetrischen Matrix lässt sich über die folgende Gleichung ändern:

$$\boldsymbol{\Omega}_{\beta\alpha}^{\delta} = \boldsymbol{C}_{\gamma}^{\delta}\boldsymbol{\Omega}_{\beta\alpha}^{\gamma}\boldsymbol{C}_{\delta}^{\gamma}. \tag{2.25}$$

Damit gilt auch die folgende Äquivalenz:

$$\boldsymbol{\Omega}^{\delta}_{\beta\alpha}\boldsymbol{C}^{\delta}_{\gamma} = \boldsymbol{C}^{\delta}_{\gamma}\boldsymbol{\Omega}^{\gamma}_{\beta\alpha}. \tag{2.26}$$

Elementare Differentialgleichungen
Die zeitliche Ableitung einer Richtungskosinusmatrix lautet nach [Gro08], [Wen07]:

$$\dot{\boldsymbol{C}}^{\alpha}_{\beta} = -\boldsymbol{C}^{\alpha}_{\beta}\boldsymbol{\Omega}^{\beta}_{\beta\alpha} = \boldsymbol{C}^{\alpha}_{\beta}\boldsymbol{\Omega}^{\beta}_{\alpha\beta} = -\boldsymbol{\Omega}^{\alpha}_{\beta\alpha}\boldsymbol{C}^{\alpha}_{\beta} = \boldsymbol{\Omega}^{\alpha}_{\alpha\beta}\boldsymbol{C}^{\alpha}_{\beta}. \tag{2.27}$$

Die Geschwindigkeit $\boldsymbol{v}^{\beta}_{\beta\alpha}$ ist die zeitliche Änderung des Ortes $\boldsymbol{r}^{\beta}_{\beta\alpha}$:

$$\boldsymbol{v}^{\beta}_{\beta\alpha} = \dot{\boldsymbol{r}}^{\beta}_{\beta\alpha} \tag{2.28}$$

Die Beschleunigung $\boldsymbol{a}^{\beta}_{\beta\alpha}$ ist die zeitliche Ableitung der Geschwindigkeit und die zweifache zeitliche Ableitung des Ortes:

$$\boldsymbol{a}^{\beta}_{\beta\alpha} = \dot{\boldsymbol{v}}^{\beta}_{\beta\alpha} \tag{2.29}$$

$$= \ddot{\boldsymbol{r}}^{\beta}_{\beta\alpha} \tag{2.30}$$

Zu beachten ist, dass Referenz- und Beobachterkoordinatensystem in den Gleichungen (2.28) und (2.29) identisch sind. Der praktisch relevante Fall, dass diese verschieden sind, wird im Anhang B.3 betrachtet.

2.2.2 Kugelkoordinaten - Kartesische Koordinaten

Positionsmessungen, Geschwindigkeiten und Beschleunigungen sind gelegentlich in Kugelkoordinaten gegeben. Diese können mit den folgenden Gleichungen in kartesische Koordinaten umgerechnet werden.

$$x = r\cos(\theta)\cos(\phi) \tag{2.31}$$

$$y = r\cos(\theta)\sin(\phi) \tag{2.32}$$

$$z = r\sin(\theta) \tag{2.33}$$

Der Winkel ϕ wird als Azimuth bezeichnet, der Winkel θ als Inklination. Mit r wird der Radius bezeichnet. In dieser Arbeit wird der Inklinationswinkel gegen die x-y-Ebene gemessen. Eine Alternative besteht darin, den Inklinationswinkel gegen die z-Achse zu messen [MW99]. Werden nur x- und y-Komponente benötigt, können Polarkoordinaten verwendet werden. Die Inklination ist in diesem Fall Null. Die

Gleichungen lauten damit:

$$x = r\cos(\phi), \tag{2.34}$$
$$y = r\sin(\phi). \tag{2.35}$$

2.2.3 Kartesische Koordinaten - Kugelkoordinaten

Kartesische Koordinaten können mit den folgenden Gleichungen in Kugelkoordinaten umgerechnet werden:

$$r = \sqrt{x^2 + y^2 + z^2}, \tag{2.36}$$
$$\theta = \operatorname{asin}\left(\frac{z}{r}\right), \tag{2.37}$$
$$\phi = \operatorname{atan2}(y, x). \tag{2.38}$$

Bei Polarkoordinaten entfällt die Gleichung (2.37) und (2.36) vereinfacht sich zu:

$$r = \sqrt{x^2 + y^2}. \tag{2.39}$$

2.2.4 LLH - ECEF (kartesisch)

Die Transformation von LLH- in kartesische ECEF-Koordinaten erfolgt nach [Wen07, S.32],[FB99] mit den folgenden Gleichungen:

$$r^e_{eb,x} = (R_E(\varphi) - h_{b,neg})\cos(\varphi)\cos(\lambda), \tag{2.40}$$
$$r^e_{eb,y} = (R_E(\varphi) - h_{b,neg})\cos(\varphi)\sin(\lambda), \tag{2.41}$$
$$r^e_{eb,z} = \left(\left(1 - e^2_{84}\right) R_E(\varphi) - h_{b,neg}\right)\sin(\varphi). \tag{2.42}$$

Hierbei ist $R_E(\varphi)$ der Querkrümmungsradius nach Gleichung (2.10). Die Variablen λ, φ und $h_{b,neg}$ sind die polaren ECEF-Koordinaten (Latitude, Longitude, Height). Bei den Gleichungen ist zu beachten, dass in [Wen07] und [FB99], wie im Kontext der inertialen Navigation üblich, das NED-System in Kombination mit LLH$_{neg}$-Koordinaten genutzt wird. Die in dieser Arbeit benötigten Gleichungen in LLH$_{pos}$-Koordinaten lauten:

$$r^e_{eb,x} = (R_E(\varphi) + h_b)\cos(\varphi)\cos(\lambda), \tag{2.43}$$
$$r^e_{eb,y} = (R_E(\varphi) + h_b)\cos(\varphi)\sin(\lambda), \tag{2.44}$$
$$r^e_{eb,z} = \left(\left(1 - e^2_{84}\right) R_E(\varphi) + h_b\right)\sin(\varphi). \tag{2.45}$$

2.2.5 ECEF (kartesisch) - LLH

Die Transformation von ECEF-Koordinaten in LLH-Koordinaten kann nach [Gro08, S.42] durch Umformung und Verknüpfung der Gleichungen (2.40) bis (2.42) erfolgen:

$$\sin\varphi = \frac{r^e_{eb,z}}{(1-e^2)R_E(\varphi) + h_{b,neg}}, \tag{2.46}$$

$$\tan\lambda = \frac{r^e_{eb,y}}{r^e_{eb,x}}, \tag{2.47}$$

$$h_{b,neg} = \frac{\sqrt{(r^e_{eb,x})^2 + (r^e_{eb,y})^2}}{\cos\varphi} - R_E(\varphi). \tag{2.48}$$

Zur Berechnung des Breitengrades mit Gleichung (2.47) muss die Vierquadrantenversion des Arcustangens verwendet werden. Zu beachten ist die Abhängigkeit der Gleichungen (2.46) und (2.48) vom Querkrümmungsradius $R_E(\varphi)$. Das Gleichungssystem muss daher iterativ gelöst werden. Als Startwert wird in [Gro08] $R_E(\varphi) = a_{84}$ angegeben. Eine Variante der iterativen Lösung ist in [Wei11], [FB99] zu finden. Nach [FB99] konvergiert der Algorithmus meist nach vier Iterationen in den Bereich der cm-Genauigkeit (10^{-9}rad). Der Algorithmus konvergiert umso schneller, je näher der initiale Wert für φ an der tatsächlichen Lösung liegt. Ist eine Position aus einer vorangegangen Berechnung bekannt, so bietet sich diese als Startwert an. Der Algorithmus ist im Pseudocode 1 dargestellt. Näherungslösungen in geschlossenener Form sind in [Wen07, S.32ff.] und [FB99] zu finden.

Algorithmus 1 ECEF → LLH nach [Wei11]

$h = 0$
$R_E = a_{84}$
$p = \sqrt{r^{e,2}_{eb,x} + r^{e,2}_{eb,y}}$
$\varphi_0 = 0$
$i = 1$
while $|\varphi_{i+1} - \varphi_i| > \epsilon_\varphi \,\&\, |R_{E,i+1} - R_{E,i}| > \epsilon_{R_E}$ **do**
  $\varphi_{i+1} = atan2(r^{e,2}_{eb,z} + e^2_{84} R_{E,i} \sin\varphi_i, p)$
  $R_{E,i+1} = \frac{a_{84}}{\sqrt{1-(e^2_{84}\sin^2\varphi_{i+1})}}$
  $i = i + 1$
end while
$\varphi = \varphi_{i+1}$
$\lambda = atan2(r^e_{eb,y}, r^e_{eb,x})$
$h = \frac{p}{\cos\varphi_{i+1}} - R_E$

2.2.6 Relativposition aus LLH-Koordinaten

Für die Berechnung einer Relativposition aus zwei LLH-Koordinaten gibt es zwei Möglichkeiten. Bei der ersten, exakten, Methode werden die LLH-Koordinaten zuerst mit den in Abschnitt 2.2.4 vorgestellten Gleichungen in kartesische ECEF-Koordinaten überführt und anschließend mit der Gleichung:

$$\boldsymbol{r}_{bEbO}^{bE} = \boldsymbol{C}_{n}^{bE}\boldsymbol{C}_{e}^{n}\left(\boldsymbol{r}_{ebO}^{e} - \boldsymbol{r}_{ebE}^{e}\right)_{ECEF}. \tag{2.49}$$

in eine Relativposition umgerechnet.

Eine gute Näherung für kleine Abstände ist die Gleichung:

$$\boldsymbol{r}_{bEbO}^{bE} \approx \boldsymbol{C}_{n}^{bE}\boldsymbol{T}_{e}^{n}\left(\boldsymbol{r}_{ebO}^{e} - \boldsymbol{r}_{ebE}^{e}\right)_{LLH}. \tag{2.50}$$

Hierbei wird direkt eine Differenz der LLH-Koordinaten gebildet und diese mit der Matrix $\boldsymbol{T}_{e}^{n}$ skaliert. Die Inverse von $\boldsymbol{T}_{e}^{n}$ ist in [Gro08, S.52] zu finden:

$$\boldsymbol{T}_{n,NED}^{e,LLH_{neg}} = \begin{bmatrix} \frac{1}{R_N(\varphi_b)+h_b} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{(R_E(\varphi_b)+h_b)\cdot\cos(\varphi_b)} & \\ 0 & 0 & -1 \end{bmatrix}. \tag{2.51}$$

Für das ENU-System sind die Matrix $\boldsymbol{T}_{e}^{n}$ und deren Inverse gegeben mit:

$$\boldsymbol{T}_{n,ENU}^{e,LLH} = \begin{bmatrix} 0 & \frac{1}{R_N(\varphi_{eb}^e)-h_{eb}^e} & 0 \\ \frac{1}{\left(R_E(\varphi_{eb}^e)-h_{eb}^e\right)\cos(\varphi_{eb}^e)} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \tag{2.52}$$

$$\boldsymbol{T}_{e,LLH}^{n,ENU} = \begin{bmatrix} 0 & R_N(\varphi_{eb}^e) - h_{eb}^e & 0 \\ (R_E(\varphi_{eb}^e) - h_{eb}^e)\cos(\varphi_{eb}^e) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \tag{2.53}$$

Die beiden ortsabhängigen Variablen R_N und R_E sind der Meridiankrümmungsradius und Querkrümmungsradius des WGS84-Referenzellipsoids, siehe Gleichung (2.9) und (2.10).

2.2.7 Transformation von LLH-Koordinaten um einen Hebelarm

Die Transformation einer globalen Position in LLH-Koordinaten um einen Hebelarm $\boldsymbol{l}_{bbL}^{b}$ wird z.B. benötigt, wenn die globale Position eines Fahrzeugs anstelle im

Zentrum der GPS-Antenne im Zentrum der vorderen Stoßstange benötigt wird. Für die Transformation gibt es zwei Varianten. Bei der ersten Variante erfolgt die Transformation im ECEF-Koordinatensystem in kartesischen Koordinaten nach der folgenden Gleichung:

$$\boldsymbol{r}_{ebL}^{e,ECEF} = \boldsymbol{r}_{eb}^{e,ECEF} + \boldsymbol{C}_n^e \boldsymbol{C}_b^n \boldsymbol{l}_{bbL}^b. \tag{2.54}$$

Hierbei muss die LLH-Koordinate zuerst in kartesische ECEF-Koordinaten mit der in Abschnitt 2.2.4 beschriebenen Methode konvertiert werden. Nach der Transformation muss das Ergebnis mit einer der in Abschnitt 2.2.4 beschriebenen Methoden in LLH-Koordinaten zurückkonvertiert werden.

Der Aufwand der Konvertierung in ECEF-Koordinaten und zurück in LLH-Koordinaten ist bei kleinen Hebelarmen nicht immer gerechtfertigt. Eine approximative Lösung ist nach [Gro08, S.52]:

$$\boldsymbol{r}_{ebL}^{e,LLH} \approx \boldsymbol{r}_{eb}^{e,LLH} + \boldsymbol{T}_n^e \boldsymbol{C}_b^n \boldsymbol{l}_{bbL}^b. \tag{2.55}$$

Die Matrix $\boldsymbol{T}_n^e$ ist entsprechend der Achsausrichtung des Navigationskoordinatensystems mit der Gleichung (2.51) oder der Gleichung (2.52) gegeben.

2.2.8 Rotationsmatrizen

Die Rotation um eine Koordinatenachse lässt sich im Zweidimensionalen mit der folgenden Rotationsmatrix beschreiben[4]:

$$\boldsymbol{C}_\alpha^\beta = \begin{bmatrix} \cos(\phi) & -\sin(\phi) \\ \sin(\phi) & \cos(\phi) \end{bmatrix}. \tag{2.56}$$

Für die Inverse einer Richtungskosinusmatrix gelten die folgenden Zusammenhänge:

$$\left(\boldsymbol{C}_\alpha^\beta\right)^{-1} = \left(\boldsymbol{C}_\alpha^\beta\right)^T = \boldsymbol{C}_\beta^\alpha = \begin{bmatrix} \cos(\phi) & \sin(\phi) \\ -\sin(\phi) & \cos(\phi) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(-\phi) & -\sin(-\phi) \\ \sin(-\phi) & \cos(-\phi) \end{bmatrix}. \tag{2.57}$$

Bei einem dreidimensionalen kartesischen Koordinatensystem kann die Rotation mit Hilfe der Eulerwinkel Φ (Wankwinkel (engl. *roll*), x-Achse), Θ (Nickwinkel (engl. *pitch*), y-Achse) und Ψ (Gierwinkel (engl. *yaw*), z-Achse) beschrieben werden. Da die Reihenfolge der Rotationen nicht kommutativ ist, ist die Reihenfolge yaw, pitch, roll eine übliche Vereinbarung, die auch im Folgenden gilt.

[4]Hinweis: In mathematischen Grundlagenwerken, wie z.B. [MW99] kann die Definition einer Rotationsmatrix der Inversen der hier verwendeten Definition entsprechen.

Die drei elementaren Drehungen können zu einer Rotationsmatrix zusammengefasst werden[5]:

$$\boldsymbol{C}_{\alpha}^{\beta} = \boldsymbol{C}_{\Phi} \cdot \boldsymbol{C}_{\Theta} \cdot \boldsymbol{C}_{\Psi} \tag{2.58}$$

$$= \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos(\Phi) & \sin(\Phi) \\ 0 & -\sin(\Phi) & \cos(\Phi) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos(\Theta) & 0 & -\sin(\Theta) \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin(\Theta) & 0 & \cos(\Theta) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos(\Psi) & \sin(\Psi) & 0 \\ -\sin(\Psi) & \cos(\Psi) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{2.59}$$

$$= \begin{bmatrix} c(\Theta)c(\Psi) & c(\Theta)s(\Psi) & -s(\Theta) \\ s(\Phi)s(\Theta)c(\Psi) - c(\Phi)s(\Psi) & s(\Phi)s(\Theta)s(\Psi) + c(\Phi)c(\Psi) & s(\Phi)c(\Theta) \\ c(\Phi)s(\Theta)c(\Psi) + s(\Phi)s(\Psi) & c(\Phi)s(\Theta)s(\Psi) - s(\Phi)c(\Psi) & c(\Phi)c(\Theta) \end{bmatrix}. \tag{2.60}$$

Für die Rücktransformation von Vektoren kann die Transponierte der Matrix $\boldsymbol{C}_{\alpha}^{\beta}$ verwendet werden, da Drehmatrizen orthogonal sind und damit ihre Inverse ihrer Transponierten entspricht, siehe Gleichung (2.57).

Die Euler-Winkel lassen sich nach [Wen07, S.37] mit den folgenden Gleichungen aus einer Richtungskosinusmatrix $\boldsymbol{C}$ extrahieren[6]:

$$\Phi = \operatorname{atan2}\left(\boldsymbol{C}_{3,2}, \boldsymbol{C}_{3,3}\right), \tag{2.61}$$

$$\Theta = \operatorname{asin}(-\boldsymbol{C}_{3,1}), \tag{2.62}$$

$$\Psi = \operatorname{atan2}\left(\boldsymbol{C}_{2,1}, \boldsymbol{C}_{1,1}\right). \tag{2.63}$$

In [FB99, S.46] ist eine alternative Lösung zu Gleichung (2.62) zur Berechnung von Θ angegeben:

$$\Theta = -\tan^{-1}\left(\frac{\boldsymbol{C}_{3,1}}{\sqrt{1 - \boldsymbol{C}_{3,1}^2}}\right). \tag{2.64}$$

Spezielle Rotationsmatrizen

Für die Transformation zwischen der ENU und NED-Achsausrichtung des Navigationskoordinatensystems dient die Richtungskosinusmatrix

$$\boldsymbol{C}_{n,ENU}^{n,NED} = \boldsymbol{C}_{n,NED}^{n,ENU} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -1 \end{bmatrix}. \tag{2.65}$$

[5] Zur übersichtlicheren Darstellung werden in der Gleichung (2.60) cos und sin mit c und s abgekürzt.

[6] Hierbei gilt $\boldsymbol{C}_{Zeilenindex,Spaltenindex}$.

Für die Verschiebung einer globalen Position um einen Hebelarm und für die Berechnung einer Relativposition aus zwei globalen Koordinaten wird die Richtungskosinusmatrix $\boldsymbol{C}_e^n$ benötigt [Gro08, S.50]. Sie beschreibt die Relativorientierung des Navigationskoordinatensystem an der globalen Position $\lambda_b, \varphi_b, h_b$ gegenüber dem ECEF-System. Für das NED-System gilt:

$$\boldsymbol{C}_e^{n,NED} = \begin{bmatrix} -\sin(\varphi_b)\cos(\lambda_b) & -\sin(\varphi_b)\sin(\lambda_b) & \cos(\varphi_b) \\ -\sin(\lambda_b) & \cos(\lambda_b) & 0 \\ -\cos(\varphi_b)\cos(\lambda_b) & -\cos(\varphi_b)\sin(\lambda_b) & -\sin(\varphi_b) \end{bmatrix}. \tag{2.66}$$

Für das ENU-System gilt:

$$\boldsymbol{C}_e^{n,ENU} = \begin{bmatrix} -\sin(\lambda_b) & \cos(\lambda_b) & 0 \\ -\sin(\varphi_b)\cos(\lambda_b) & -\sin(\varphi_b)\sin(\lambda_b) & \cos(\varphi_b) \\ \cos(\varphi_b)\cos(\lambda_b) & \cos(\varphi_b)\sin(\lambda_b) & \sin(\varphi_b) \end{bmatrix}. \tag{2.67}$$

2.3 Transformation von Zustandsunsicherheiten

Zustandsunsicherheiten lassen sich mit Hilfe von Wahrscheinlichkeitsverteilungen modellieren. Weit verbreitet ist die Modellierung der Zustandsunsicherheiten als Gaußverteilung. Hierbei wird der Zustand durch den Mittelwert und die Varianz der Gaußverteilung beschrieben. Im mehrdimensionalen Fall ist der Zustand durch den Erwartungswert $\hat{\boldsymbol{x}}$ und die zugehörige Kovarianzmatrix $\boldsymbol{P}$ gegeben.

Im Folgenden werden in den Abschnitten 2.3.1 und 2.3.2 zwei Ansätze, die Linearisierung um einen Arbeitspunkt und die Unscented Transformation beschrieben, mit denen Gaußverteilungen mit nichtlinearen Funktionen transformiert werden können. Abschließend werden in Abschnitt 2.3.3 die Gleichungen zur Transformation des Beobachter-Koordinatensystems eines Teilzustands in kartesischen Koordinaten beschrieben.

2.3.1 Linearisierung um einen Arbeitspunkt

Bei der Linearisierung um einen Arbeitspunkt wird die nichtlineare Funktion $f(\boldsymbol{x})$ durch eine Taylorreihe approximiert, die meist nach dem linearen Glied abgebrochen wird [LW05], [Lun08], [Wen07]:

$$f(\boldsymbol{x}) \approx f(\boldsymbol{x}_A) + \left.\frac{\partial f(\boldsymbol{x})}{\partial \boldsymbol{x}}\right|_{\boldsymbol{x}=\boldsymbol{x}_A} \cdot (\boldsymbol{x} - \boldsymbol{x}_A)\,. \tag{2.68}$$

Bei der Transformation eines gaussverteilten Zustands kann der Erwartungswert entweder mit der Taylorreihenentwicklung transformiert werden, d.h.

$$\boldsymbol{x}_T = f(\boldsymbol{x}_A) + \left.\frac{\partial f(\boldsymbol{x})}{\partial \boldsymbol{x}}\right|_{\boldsymbol{x}=\boldsymbol{x}_A} \cdot (\boldsymbol{x} - \boldsymbol{x}_A) \tag{2.69}$$

oder direkt mit der nichtlinearen Funktion

$$\boldsymbol{x}_T = f(\boldsymbol{x}). \tag{2.70}$$

Die Transformation der Kovarianzmatrix $\boldsymbol{P}$ erfolgt mit den folgenden Gleichungen:

$$\boldsymbol{J} = \left.\frac{\partial \boldsymbol{f}(\boldsymbol{x})}{\partial \boldsymbol{x}}\right|_{\boldsymbol{x}=\boldsymbol{x}_A} = \left.\begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1} & \cdots & \frac{\partial f_1}{\partial x_n} \\ \ddots & & \ddots \\ \frac{\partial f_n}{\partial x_1} & \cdots & \frac{\partial f_n}{\partial x_n} \end{bmatrix}\right|_{\boldsymbol{x}=\boldsymbol{x}_A}, \tag{2.71}$$

$$\boldsymbol{P}_T = \boldsymbol{J}\boldsymbol{P}\boldsymbol{J}^T. \tag{2.72}$$

Hierbei ist $\boldsymbol{J}$ die Jacobimatrix von $f(\boldsymbol{x})$. Bei Zustandsschätzern wird als Arbeitspunkt $\boldsymbol{x}_A$ meist der aktuelle Erwartungswert $\hat{\boldsymbol{x}}$ der zu transformierenden Gaußverteilung genutzt.

2.3.2 Unscented Transformation

Bei der Unscented Transformation (UT), [JUD95] wird für einen Zufallsvektor, für den Erwartungswert und Kovarianz bekannt sind, für die nichtlineare Transformation eine alternative Repräsentation in Form von Sigma-Punkten gewählt. Sigma-Punkte sind eine Menge von Zustandsvektoren, die eine Wahrscheinlichkeitsdichte approximieren. Die Sigma-Punkte werden einzeln durch die nichtlineare Funktion propagiert. Aus den transformierten Sigma-Punkten wird abschließend wieder der Erwartungswert und die Kovarianzmatrix des transformierten Zufallsvektors berechnet.

Aus dem gegebenen Erwartungswert und der Kovarianz werden $2n+1$ Sigma-Punkte berechnet:

$$\boldsymbol{\chi}_0 = \boldsymbol{x}, \tag{2.73}$$

$$\boldsymbol{\chi}_i = \boldsymbol{x} + \left(\sqrt{(n+\kappa)\boldsymbol{P}}\right)_i, \tag{2.74}$$

$$\boldsymbol{\chi}_{i+n} = \boldsymbol{x} - \left(\sqrt{(n+\kappa)\boldsymbol{P}}\right)_i, \tag{2.75}$$

die durch die nichtlineare Transformation propagiert werden:

$$\boldsymbol{\chi}_{i,ut} = \boldsymbol{f}(\boldsymbol{\chi}_i) \qquad \forall_i. \tag{2.76}$$

Hierbei entspricht n der Dimension des zu transformierenden Zustands. Die erforderliche Berechnung der Wurzel von $\boldsymbol{P}$ kann mit Hilfe der Cholesky-Zerlegung erfolgen. Der Designparameter κ wird heuristisch gewählt. Für Gaußverteilungen hat sich $\kappa = n + 3$ als gut erwiesen [JU04]. Mit Hilfe von κ werden die Gewichte W_i berechnet, mit denen aus den propagierten Sigma-Punkten der Erwartungswert und die Kovarianz des transformierten Zustands berechnet werden:

$$W_0 = \frac{\kappa}{n+\kappa}, \tag{2.77}$$

$$W_i = \frac{1}{2 \cdot (n+\kappa)}, \tag{2.78}$$

$$W_{i+n} = \frac{1}{2 \cdot (n+\kappa)}, \tag{2.79}$$

$$\boldsymbol{x}_{ut} = \sum_{i=0}^{2n} W_i \boldsymbol{\chi}_{i,ut}, \tag{2.80}$$

$$\boldsymbol{P}_{ut} = \sum_{i=0}^{2n} W_i \left(\boldsymbol{\chi}_{i,ut} - \boldsymbol{x}_{ut}\right) \cdot \left(\boldsymbol{\chi}_{i,ut} - \boldsymbol{x}_{ut}\right)^T. \tag{2.81}$$

Ein praktischer Vorteil der UT gegenüber dem Linearisierungsansatz ist, dass die Herleitung der Jacobimatrizen entfällt. Weiterhin approximiert die UT nichtlineare Funktionen mit einer Genauigkeit höherer Ordnung als der Linearisierungsansatz mit Abbruch nach dem linearen Glied der Taylor-Entwicklung [Wen07, S.151ff]. Sie liefert daher insbesondere bei stärkeren nichtlinearen Zusammenhängen bessere Ergebnisse. Die hier beschriebene Variante liefert eine Genauigkeit dritter Ordnung [Wen07]. Eine Variante vierter Ordnung wird in [JU04] beschrieben.

2.3.3 Wechsel des Beobachterkoordinatensystems in kartesischen Koordinaten

Wenn das Beobachterkoordinatensystem eines Teilzustands $\boldsymbol{x}_a^\alpha$ eines gaußverteilten Zustands $\boldsymbol{x}$ geändert werden soll, muss neben dem Erwartungswert auch die Kovarianz transformiert werden. Der Wechsel des Beobachterkoordinatensystems erfolgt bei Teilzuständen, die in kartesischen Koordinaten gegeben sind, wie z.B. Position, Geschwindigkeit oder Beschleunigung, durch Multiplikation des Teilzustands mit einer Richtungskosinusmatrix $\boldsymbol{C}_\alpha^\beta$:

$$\boldsymbol{x} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{C}_\alpha^\beta \boldsymbol{x}_a^\alpha \\ \boldsymbol{x}_b^\alpha \end{bmatrix}. \tag{2.82}$$

Hierbei handelt es sich um eine lineare Abbildung. Die zugehörige Kovarianzmatrix ist gegeben mit:

$$\begin{aligned}
\boldsymbol{P}_{xx} &= E\left\{(\boldsymbol{x}-\hat{\boldsymbol{x}})(\boldsymbol{x}-\hat{\boldsymbol{x}})^T\right\} && (2.83)\\
&= E\left\{\begin{bmatrix} \boldsymbol{C}_\alpha^\beta(\boldsymbol{x}_a^\alpha - \hat{\boldsymbol{x}}_a^\alpha) \\ (\boldsymbol{x}_b^\alpha - \hat{\boldsymbol{x}}_b^\alpha) \end{bmatrix}\begin{bmatrix} \boldsymbol{C}_\alpha^\beta(\boldsymbol{x}_a^\alpha - \hat{\boldsymbol{x}}_a^\alpha) \\ (\boldsymbol{x}_b^\alpha - \hat{\boldsymbol{x}}_b^\alpha) \end{bmatrix}^T\right\} && (2.84)\\
&= E\left\{\begin{bmatrix} \boldsymbol{C}_\alpha^\beta(\boldsymbol{x}_a^\alpha - \hat{\boldsymbol{x}}_a^\alpha)(\boldsymbol{x}_a^\alpha - \hat{\boldsymbol{x}}_a^\alpha)^T\boldsymbol{C}_\alpha^{\beta,T} & \boldsymbol{C}_\alpha^\beta(\boldsymbol{x}_a^\alpha - \hat{\boldsymbol{x}}_a^\alpha)(\boldsymbol{x}_b^\alpha - \hat{\boldsymbol{x}}_b^\alpha)^T \\ (\boldsymbol{x}_b^\alpha - \hat{\boldsymbol{x}}_b^\alpha)(\boldsymbol{x}_a^\alpha - \hat{\boldsymbol{x}}_a^\alpha)^T\boldsymbol{C}_\alpha^{\beta,T} & (\boldsymbol{x}_b^\alpha - \hat{\boldsymbol{x}}_b^\alpha)(\boldsymbol{x}_b^\alpha - \hat{\boldsymbol{x}}_b^\alpha)^T \end{bmatrix}\right\} && (2.85)\\
&= \begin{bmatrix} \boldsymbol{C}_\alpha^\beta \boldsymbol{P}_{x_a^\alpha x_a^\alpha}\boldsymbol{C}_\alpha^{\beta,T} & \boldsymbol{C}_\alpha^\beta \boldsymbol{P}_{x_a^\alpha x_b^\alpha} \\ \boldsymbol{P}_{x_b^\alpha x_a^\alpha}\boldsymbol{C}_\alpha^{\beta,T} & \boldsymbol{P}_{x_b^\alpha x_b^\alpha} \end{bmatrix}. && (2.86)
\end{aligned}$$

2.4 Zusammenfassung und Diskussion

Nomenklatur

Die aus [Gro08], [Wen07] übernommene Nomenklatur hat zwei praxisrelevante Vorteile. Durch die erforderliche Angabe dreier Bezugskoordinatensysteme für jede Zustandsgröße bzw. jeden Zustandsvektor ist sie eindeutig. Bei der Vereinbarung von Kommunikationsschnittstellen für die kooperative Perzeption wird Interpretationsspielraum vermieden, wie er z.B. in [sim09] und [ETS10b] gegeben ist. Dies minimiert Fehler durch unterschiedliche Interpretationen, wenn mehrere Akteure gemeinsam ein kooperatives System entwickeln. Zusätzlich erlaubt die Nomenklatur eine einfache Prüfung der syntaktischen Korrektheit von Transformationsgleichungen, was bei der Implementierung die Suche von möglichen Fehlern deutlich erleichtert.

Transformationsgleichungen - Lokalisierung

Im Gegensatz zur fahrzeuglokalen Perzeption können bei der fahrzeugübergreifenden Informationsfusion die Posen (Relativposition und -orientierung) der Sensoren (bzw. verallgemeinert der Informationsquellen) im Fusionskoordinatensystem nicht als zeitinvariant angenommen werden. Die Transformationsgleichungen aus Abschnitt 2.2 werden in Abschnitt 6.4 verwendet, und zusätzlich werden lineare Transformationen anhand der beschriebenen Rechenregeln hergeleitet, um die zeitvarianten Posen mit Hilfe von Lokalisierungsergebnissen (Latitude Longitude Height (LLH)-Koordinaten und Eulerwinkeln) von Informationsquelle und Eigenfahrzeug zu berechnen. Die Transformationsgleichungen sind weiterhin erforderlich für die zeitliche Angleichung empfangener Lokalisierungsergebnisse an die Fusionszeit (siehe Kapitel 6.3.1). Weitere Anwendungen sind die senderseitige Transformation der Lokalisierungsergebnisse auf einen durch Perzeptionssysteme beobachtbaren Ursprung zur Sicherstellung der Assoziierbarkeit mit Perzeptionsinformation (siehe Kapitel 5.2.4) sowie die Transformation von kartesischen ECEF-Koordinaten in LLH-Koordinaten zum Eintragen von Perzeptionsinformation in digitale Karten[7].

Transformationsgleichungen - Perzeptionsinformation

Die Rechenregeln aus Abschnitt 6.4 werden zur Herleitung von Transformationsgleichungen für empfangene Perzeptionsinformation genutzt. Hierzu gehören Gleichungen zur Überführung der Perzeptionsinformation in das Fusionskoordinatensystem mit Hilfe der berechneten Pose des Senders. Ebenso werden Gleichungen zur Eigenbewegungskompensation anhand der Rechenregeln hergeleitet, die bei der zeitlichen Angleichung an die Fusionszeit erforderlich sind. Bei der zeitlichen Angleichung spielen auch die Gleichungen zur Umrechnung zwischen kartesischen und Kugel-, bzw. Polarkoordinaten eine Rolle, da die Perzeptionsinformation je nach Quelle in beiden Koordinatensystemen gegeben sein kann und gegebenenfalls umgerechnet werden muss. Für die Assoziation und die Fusion muss sich die Perzeptionsinformation auf denselben Referenzpunkt auf der Objekthülle beziehen. Daher werden weiterhin Transformationsgleichungen benötigt, um die Perzeptionsinformation zwischen verschiedenen Referenzpunkten umzurechnen, da verschiedene Sender ein Objekt aus unterschiedlichen Blickwinkeln beobachten können und damit die Perzeptionsinformation mit verschiedenen Bezugspunkten liefern. Auch diese Gleichungen werden mit den Rechneregeln hergeleitet.

[7] In dieser Arbeit wurden eine digitale Karte einer Kreuzung in Ulm sowie eine Erweiterung einer aus dem Projekt Ko-PER übernommenen Karte erstellt.

Transformation der Zustandsunsicherheit

Neben den Transformationsgleichungen sind Methoden zur Transformation der Zustandsunsicherheit erforderlich (siehe Kapitel 5.2.4, 6.4.2 und 6.4.3). Hierzu wird bei nichtlinearen Transformationen die Unscented Transformation (UT) genutzt, siehe Abschnitt 2.3.2. Diese hat gegenüber der Methode der Linearisierung um einen Arbeitspunkt den Vorteil, dass sie, bezogen auf die hier beschriebenen Varianten, genauer ist und dass dadurch die Herleitung der Jacobimatrizen entfällt. Für den Beobachterkoordinatensystemwechsel von Teilzuständen in kartesischen Koordinaten, wie z.B. Geschwindigkeiten oder Beschleunigungen, können anstelle der UT die Gleichungen aus Abschnitt 2.3.3 verwendet werden. Die UT wird weiterhin für die zeitliche Angleichung eingesetzt (siehe Kapitel 3.3.2 und 6.3).

Kapitel 3

Methoden zur Objektverfolgung

In der fahrzeuglokalen Perzeption werden Methoden zur Objektverfolgung angewandt, um aus den Sensordaten Objektzustände zu schätzen. In der fahrzeugübergreifenden Informationsfusion werden ebenfalls Methoden zur Objektverfolgung benötigt. Wird ein physikalisches Objekt, wie z.B. ein PKW, von mehreren kommunizierenden Fahrzeugen beobachtet, so muss die Information fusioniert werden, um ein konsistentes erweitertes Umfeldmodell zu erhalten.

Im Folgenden werden in Abschnitt 3.2 die grundlegenden Prinzipien und die für die fahrzeuglokale Perzeption relevanten Methoden zur Zustandsschätzung beschrieben. Die speziell für die fahrzeugübergreifende Informationsfusion benötigten Track-2-Track-Fusionsmethoden werden in Kapitel 4 behandelt. Anschließend werden die Methoden zur zeitlichen Angleichung 3.3 beschrieben. Diese werden benötigt, um empfangene Information auf einen gemeinsamen Gültigkeitszeitpunkt für die Assoziation und die Fusion anzugleichen. Die in dieser Arbeit zur zeitlichen Angleichung verwendeten Bewegungsmodelle finden sich im Anhang C. Abschließend werden in Abschnitt 3.4 Methoden zur Assoziation beschrieben.

3.1 Nomenklatur

Häufig benötigte Symbole mit Bezug zu den Methoden der Objektverfolgung werden im Folgenden zusammengefasst. Die Symbole sind zusätzlich im Symbolverzeichnis zu finden. Die Tabelle 3.1 enthält Symbole zur Notation von Wahrscheinlichkeitsdichten und der Normalverteilung. Der in Abschnitt 3.2.1 beschriebene Bayes-Filter wird mit Hilfe von Wahrscheinlichkeitsdichten formuliert. Beim in Abschnitt 3.2.2 beschriebenen Spezialfall des Bayes-Filters, dem Kalman-Filter, werden für die Wahrscheinlichkeitsdichten Normalverteilungen angenommen.

Symbol	Bedeutung
$p(\boldsymbol{x})$	Wahrscheinlichkeitsdichte
$p(\boldsymbol{x}\|\boldsymbol{y})$	bedingte Wahrscheinlichkeitsdichte
$\mathcal{N}(\boldsymbol{x}; E\{\boldsymbol{x}\}, Var\{\boldsymbol{x}\})$	Normalverteilung von $\boldsymbol{x}$ mit dem Erwartungswert $E\{\boldsymbol{x}\}$ und der Kovarianzmatrix $Var\{\boldsymbol{x}\}$

Tabelle 3.1: Symbole Wahrscheinlichkeitsdichten und Verteilungen.

In der Tabelle 3.2 sind neben den Symbolen zur Notation normalverteilter Systemzustände die Matrizen des Kalman-Filters, siehe Abschnitt 3.2.2, aufgelistet. Sie werden weiterhin im Kapitel 4 in den Gleichungen der dort beschriebenen Track-2-Track-Fusionsmethoden verwendet.

Symbol	Bedeutung
$\boldsymbol{x}$	Systemzustand
$\hat{\boldsymbol{x}}$	Erwartungswert des Systemzustands
$\boldsymbol{P}$	Kovarianzmatrix des Systemzustands
$\boldsymbol{I}$	Informationsmatrix (Inverse der Kovarianzmatrix)
$\boldsymbol{z}$	Messung
$\boldsymbol{v}$	Systemrauschen
$\boldsymbol{Q}$	Kovarianz des Systemrauschens
$\boldsymbol{w}$	Messrauschen
$\boldsymbol{R}$	Kovarianz des Messrauschens
$\boldsymbol{K}$	Kalman-Gain
$\boldsymbol{\nu}$	Messresiduum (Innovation)
$\boldsymbol{S}$	Innovationskovarianz
$\boldsymbol{\Phi}$	Transitionsmatrix
$\boldsymbol{H}$	Messmatrix

Tabelle 3.2: Symbole Zustandsschätzung.

Für den Systemzustand $\boldsymbol{x}$, seinen Erwartungswert $\hat{\boldsymbol{x}}$, seine Kovarianzmatrix $\boldsymbol{P}$ und ihrer Inversen der Informationsmatrix $\boldsymbol{I}$, wird der Zeitbezug mit der in der Tabelle 3.3 dargestellten Schreibweise notiert. Bei allen anderen Symbolen wird der Zeitbezug nur nach dem Schema $\boldsymbol{v}(k)$, notiert, da sich diese Größen jeweils nur auf einen Zeitschritt beziehen. Mit k wird ein diskreter Zeitschritt und mit $k+1$ und $k-1$

der darauffolgende, bzw. vorherige Zeitschritt notiert. Liegt kein diskretes Zeitraster vor, so wird der Zeitbezug mit t notiert. Das Symbol t_f steht hierbei im speziellen für die Fusionszeit in der fahrzeugübergreifenden Informationsfusion und t_i für den Gültigkeitszeitpunkt der Daten, der $i = 1 \ldots n$ Quellen.

Symbol	Bedeutung
$\boldsymbol{x}(k)$	Zustand im Zeitschritt k
$\boldsymbol{x}(k+1)$	Zustand im Zeitschritt $k+1$
$\hat{\boldsymbol{x}}(k\|k)$	Fusionsergebnis im Zeitschritt k
$\hat{\boldsymbol{x}}(k+1\|k)$	Prädiktion aus dem Zeitschritt k in den Zeitschritt $k+1$
$\hat{\boldsymbol{x}}(t_i\|t_i)$	Fusionsergebnis zum Zeitpunkt t_i
$\hat{\boldsymbol{x}}(t_f\|t_i)$	Prädiktion vom Zeitpunkt t_i auf den Zeitpunkt t_f

Tabelle 3.3: Zeitbezug von Schätzwerten. Die Notation gilt analog für Kovarianzmatrizen und deren Inversen, den Informationsmatrizen.

Zur Herleitung der Gleichungen zur Eigenbewegungskompensation in Abschnitt 3.3.3 ist die in der Tabelle 3.4 dargestellte Notation erforderlich. Mit f wird das Bezugskoordinatensystem[1] notiert. Die in dieser Arbeit verwendeten Bezugskoordinatensysteme sind im Kapitel 2.1.1 beschrieben. Mit den Suffixen $+$ und $-$ wird angegeben, ob das Bezugskoordinatensystem sich auf den Zeitschritt k oder $k-1$ bezieht.

Symbol	Bedeutung
f^-	Bezugskoordinatensystem[1] vor der Prädiktion
f^+	Bezugskoordinatensystem nach der Prädiktion

Tabelle 3.4: Zeitbezug bei Bezugskoordinatensystemen.

3.2 Zustandsschätzung

Beim Multi-Objekt-Tracking werden meist Bayes-Filter zur Zustandsschätzung genutzt. Durch Annahmen hinsichtlich der Dichtefunktionen des Zustands, des Mess-

[1] engl. *frame*

und des Bewegungsmodells können Filter wie das Kalman-Filter als Spezialfälle des Bayes-Filters dargestellt werden. Das Bayes-Filter wird in Abschnitt 3.2.1 beschrieben, das Kalman-Filter in Abschnitt 3.2.2.

3.2.1 Bayes-Filter

Das Bayes-Filter arbeitet nach dem Prädiktor-Korrektor-Prinzip und besitzt daher einen Prädiktionsschritt und einen Filterschritt, der auch als Updateschritt bezeichnet wird (siehe u.a. [Koc14]). Der Filterschritt beim Bayes-Filter entspricht dem Bayes-Schätzer (siehe z.B. [Kro11]).

Filterschritt

$$p(\boldsymbol{x}(k)|\boldsymbol{z}(k)) = \frac{p(\boldsymbol{z}(k)|\boldsymbol{x}(k))p(\boldsymbol{x}(k)|\boldsymbol{z}(k-1))}{\int_{-\infty}^{\infty} \underbrace{p(\boldsymbol{z}(k)|\boldsymbol{x}(k))}_{\text{Messmodell}} \underbrace{p(\boldsymbol{x}(k)|\boldsymbol{z}(k-1))}_{\text{Prädiktion}} d\boldsymbol{x}(k)} \tag{3.1}$$

$$= \frac{p(\boldsymbol{z}(k)|\boldsymbol{x}(k))p(\boldsymbol{x}(k)|\boldsymbol{z}(k-1))}{p(\boldsymbol{z}(k))} \tag{3.2}$$

Im Filterschritt wird beim Bayes-Filter mit dem Bayes-Schätzer aus der Prädiktion $p(\boldsymbol{x}(k)|\boldsymbol{z}(k-1))$ und dem Messmodell $p(\boldsymbol{z}(k)|\boldsymbol{x}(k))$ die a-posteriori-Dichte $p(\boldsymbol{x}(k)|\boldsymbol{z}(k))$ berechnet.

Prädiktionsschritt

Die zeitliche Änderung des Systemzustandes $\boldsymbol{x}(k)$ kann allgemein mit Hilfe der Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion $p(\boldsymbol{x}(k+1)|\boldsymbol{x}(k))$ beschrieben werden, die den Systemzustand zum Zeitpunkt $k+1$ bei gegebenem Zustand zum Zeitpunkt k beschreibt, siehe [Koc14]. Unter Annahme der Markov-Eigenschaft kann die Prädiktion so mit der Chapman-Kolmogorov-Gleichung formuliert werden:

$$p(\boldsymbol{x}(k+1)|\boldsymbol{z}(k)) = \int_{-\infty}^{\infty} \underbrace{p(\boldsymbol{x}(k+1)|\boldsymbol{x}(k))}_{\text{Bewegungsmodell}} \underbrace{p(\boldsymbol{x}(k)|\boldsymbol{z}(k))}_{\text{letzter Filterschritt}} d\boldsymbol{x}(k). \tag{3.3}$$

Die Wahrscheinlichkeitsdichte $p(\boldsymbol{x}(k+1)|\boldsymbol{x}(k))$ wird als Zustandsübergangsdichte (engl. *transition density*) bezeichnet. Im Kontext der Prädiktion wird sie im englischen als *evolution model* bezeichnet. In dieser Arbeit wird der Begriff Bewegungsmodell verwendet.

3.2.2 Kalman-Filter

Das klassische Kalman-Filter ist auf lineare Mess- und Systemmodelle beschränkt und liefert für normalverteiltes, mittelwertfreies Mess- und Systemrauschen optimale Schätzergebnisse [Kal60]. Erweiterungen für nichtlineare Systeme sind das erweiterte Kalman-Filter (engl. *extended Kalman filter*) (siehe u.a. [WB95]) und das Uncented Kalman-Filter [JU97a].

Als Spezialfall das Bayes-Filter arbeitet das Kalman-Filter ebenfalls nach dem Prädiktor-Korrektur-Prinzip. Mit den Prädiktionsgleichungen:

$$\hat{\boldsymbol{x}}(k+1|k) = \boldsymbol{\Phi}(k)\hat{\boldsymbol{x}}(k|k) + \boldsymbol{B}(k)\boldsymbol{u}(k), \tag{3.4}$$

$$\boldsymbol{P}(k+1|k) = \boldsymbol{\Phi}(k)\boldsymbol{P}(k|k)\boldsymbol{\Phi}(k)^T + \boldsymbol{G}(k)\boldsymbol{Q}(k)\boldsymbol{G}(k)^T. \tag{3.5}$$

wird mit Hilfe des Systemmodells der Zustand auf den nächsten Messzeitpunkt prädiziert. Mit einer neuen Messung $\boldsymbol{z}$ wird der prädizierte Zustand $\hat{\boldsymbol{x}}(k+1|k)$ im Filterschritt korrigiert:

$$\begin{aligned}\boldsymbol{K}(k+1) &= \boldsymbol{P}(k+1|k)\boldsymbol{H}(k+1)^T \\ &\quad \cdot \left(\boldsymbol{H}(k+1)\boldsymbol{P}(k+1|k)\boldsymbol{H}(k+1)^T + \boldsymbol{R}(k+1)\right)^{-1}, \qquad (3.6)\\ \hat{\boldsymbol{x}}(k+1|k+1) &= \hat{\boldsymbol{x}}(k+1|k) + \boldsymbol{K}(k+1)\left(\boldsymbol{z}(k+1) - \boldsymbol{H}(k+1)\hat{\boldsymbol{x}}(k+1|k)\right), \qquad (3.7)\\ \boldsymbol{P}(k+1|k+1) &= \boldsymbol{P}(k+1|k) - \boldsymbol{K}(k+1)\boldsymbol{H}(k+1)\boldsymbol{P}(k+1|k) \qquad (3.8)\\ &= \left(\boldsymbol{I} - \boldsymbol{K}(k+1)\boldsymbol{H}(k+1)\right)\boldsymbol{P}(k+1|k)\left(\boldsymbol{I} - \boldsymbol{K}(k+1)\boldsymbol{H}(k)\right)^T \\ &\quad + \boldsymbol{K}(k)\boldsymbol{R}(k)\boldsymbol{K}(k)^T. \qquad (3.9)\end{aligned}$$

Bei der Gleichung (3.9) handelt es sich um die numerisch robuste Joseph's Form (siehe u.a. [Wen07]).

Eine alternative Form für den Filterschritt ist die Innovations-Form [BLK01, S.303ff]:

$$\begin{aligned}\boldsymbol{P}(k+1|k+1)^{-1} &= \boldsymbol{P}(k+1|k)^{-1} \\ &\quad + \boldsymbol{H}(k+1)^T\boldsymbol{R}(k+1)^{-1}\boldsymbol{H}(k+1), \qquad (3.10)\\ \boldsymbol{P}(k+1|k+1)^{-1}\boldsymbol{x}(k+1|k+1) &= \boldsymbol{P}(k+1|k)^{-1}\boldsymbol{x}(k+1|k) \\ &\quad + \boldsymbol{H}(k+1)^T\boldsymbol{R}(k+1)^{-1}\boldsymbol{z}(k+1). \qquad (3.11)\end{aligned}$$

Die Informationsform und die Standardform des Kalman-Filters sind algebraisch äquivalent [BLK01, S.206].

3.3 Methoden zur zeitlichen Angleichung

Für die Fusion müssen sich dynamische Zustände auf denselben Zeitpunkt beziehen. Bei asynchronen Fusionsarchitekturen ist daher eine zeitliche Angleichung der Systemzustände notwendig. Zur zeitlichen Angleichung existieren drei grundsätzliche Ansätze: die Prädiktion, die Retrodiktion und die Interpolation (siehe u.a. [Kro11]). Bei der Prädiktion wird der ältere Zustand mit Hilfe eines Systemmodells auf den Zeitpunkt des neueren Zustands umgerechnet. Bei der Retrodiktion wird umgekehrt der neuere Zustand auf den älteren umgerechnet. Bei der Interpolation wird aus einem neueren und einem älteren Wert der Zustand zu einem zeitlich dazwischen liegenden Zeitpunkt berechnet. Im Rahmen dieser Arbeit wird nur die Prädiktion betrachtet. Die Retrodiktion wird in der Objektverfolgung eingesetzt, um das Out-Of-Sequence-Problem zu lösen (siehe z.B. [Mun12]). Die Interpolation wird hier nicht betrachtet, da meist der aktuellste Schätzwert benötigt wird.

In den Abschnitten 3.3.1 und 3.3.2 werden die Prädiktion mit linearen und nichtlinearen Bewegungsmodellen im Objektkoordinatensystem beschrieben. Die Eigenbewegungskompensation, die erforderlich, ist um die zeitliche Änderung des Beobachterkoordinatensystems zu berücksichtigen, wird in Abschnitt 3.3.3 erläutert.

3.3.1 Prädiktion mit linearen Bewegungsmodellen

Das Zustandsraummodell zur Prädiktion mit linearen Bewegungsmodellen lautet:

$$\boldsymbol{x}(k+1) = \boldsymbol{\Phi}(k)\boldsymbol{x}(k) + \boldsymbol{v}(k). \tag{3.12}$$

Hierbei sind $\boldsymbol{\Phi}(k)$ die Transitions- oder Zustandsübergangsmatrix und $\boldsymbol{v}(k)$ das als gaußverteilt angenommene Systemrauschen des Bewegungsmodells. Die Zustandsübergangsdichte und die Priordichte der Chapman-Kolmogorovgleichung (3.3) lauten:

$$p(\boldsymbol{x}(k+1)|\boldsymbol{x}(k)) = \mathcal{N}(\boldsymbol{x}(k+1|k); \boldsymbol{\Phi}(k)\hat{\boldsymbol{x}}(k|k), \boldsymbol{Q}(k)), \tag{3.13}$$

$$p(\boldsymbol{x}(k)|\boldsymbol{z}(k)) = \mathcal{N}(\boldsymbol{x}(k|k); \hat{\boldsymbol{x}}(k|k), \boldsymbol{P}(k|k)). \tag{3.14}$$

Hierbei ist $\boldsymbol{Q}(k)$ die Kovarianzmatrix des Systemrauschens. Da beide Dichten gaußverteilt sind, ist die Posteriordichte ebenfalls gaußverteilt und es genügt die Berechnung des Erwartungswertes und der Kovarianz der Verteilung:

$$\hat{\boldsymbol{x}}(k+1|k) = \boldsymbol{\Phi}(k)\hat{\boldsymbol{x}}(k|k), \tag{3.15}$$

$$\boldsymbol{P}(k+1|k) = \boldsymbol{\Phi}(k)\boldsymbol{P}(k|k)\boldsymbol{\Phi}^T(k) + \boldsymbol{Q}(k). \tag{3.16}$$

Die Gleichungen entsprechen dem Prädiktionsschritt des linearen Kalman-Filters. Der Steuergrößenvektor $\boldsymbol{u}$ der Kalman-Filtergleichungen wird hier nicht berücksichtigt. Steuergrößen von Fahrzeugen wären Lenkwinkel oder Gas- und Bremspedalstellungen, die mit derzeitigen Sensoren zur Umfelderfassung nicht messbar sind.

3.3.2 Prädiktion mit nichtlinearen Bewegungsmodellen

Die Posteriordichte der Prädiktion wird hier als Gaußverteilung approximiert. Daher können die in den Abschnitten 2.3.1 und 2.3.2 beschriebenen Methoden zur nichtlinearen Transformation von Zustandsunsicherheiten angewandt werden. Die Prädiktion mit nichtlinearen Bewegungsmodellen erfolgt beim Linearisierungsansatz mit dem nichtlinearen Zustandsraummodell:

$$\boldsymbol{x}(k+1) = f(\boldsymbol{x}(k)) + \boldsymbol{v}(k). \tag{3.17}$$

Die Prädiktion auf Basis eines Linearisierungsansatzes entspricht hierbei dem Prädiktionsschritt des erweiterten Kalman-Filters:

$$\hat{\boldsymbol{x}}(k+1) = f(\hat{\boldsymbol{x}}(k)), \tag{3.18}$$

$$\boldsymbol{\Phi}(k) = \left.\frac{\partial \boldsymbol{f}(\boldsymbol{x})}{\partial \boldsymbol{x}}\right|_{\boldsymbol{x}=\hat{\boldsymbol{x}}}, \tag{3.19}$$

$$\boldsymbol{P}(k+1) = \boldsymbol{\Phi}(k)\boldsymbol{P}(k)\boldsymbol{\Phi}^T(k) + \boldsymbol{Q}(k). \tag{3.20}$$

Bei Anwendung der Unscented Transformation (UT) wird nach [JU97a] das folgende Modell verwendet:

$$\boldsymbol{x}(k+1|k) = f(\boldsymbol{x}(k|k), \boldsymbol{v}(k)). \tag{3.21}$$

Die Prädiktion mit Hilfe der UT entspricht dem Prädiktionsschritt des Unscented-Kalman-Filters, siehe [JU97a], [JU04]. Hierbei wird der erweiterte Zustand:

$$\hat{\boldsymbol{x}}^a(k|k) = \begin{bmatrix} \hat{\boldsymbol{x}}(k|k) \\ \boldsymbol{0} \end{bmatrix} \tag{3.22}$$

$$\boldsymbol{P}^a(k|k) = \begin{bmatrix} \boldsymbol{P}(k|k) & \boldsymbol{P}_{xv}(k|k) \\ \boldsymbol{P}_{vx}(k|k) & \boldsymbol{Q}(k) \end{bmatrix} \tag{3.23}$$

gebildet [JU97a], [Wen07]. Für den erweiterten Zustand werden die Sigma-Punkte berechnet und durch das nichtlineare Zustandsraummodell (3.21) propagiert. Die propagierten Sigma-Punkte werden, wie in Abschnitt 2.3.2 beschrieben, kombiniert. Unter der Annahme, dass das Systemrauschen ein weißer Rauschprozess ist, entsprechen die Kreuzkovarianzen $P_{xv}(k)$ und $P_{vx}(k)$ Nullmatrizen.

Eine Variante des Unscented Kalman-Filters, die auf dem nichtlinearen Zustandsraummodell nach der Gleichung (3.17) aufbaut, wurde von Van der Merwe in [Van04, S.108] vorgestellt. Hierbei muss der Zustandsvektor nicht erweitert werden, wodurch sich die Laufzeit des Algorithmus verkürzt. Mit Ausnahme der Gleichung (2.81) sind die Gleichungen identisch. Das Systemrauschen $\boldsymbol{Q}(k)$ wird zusätzlich addiert:

$$\boldsymbol{P}(k+1|k) = \sum_{i=0}^{2n} W_i \left(\boldsymbol{\chi}_{i,ut} - \hat{\boldsymbol{x}}(k+1|k)\right) \cdot \left(\boldsymbol{\chi}_{i,ut} - \hat{\boldsymbol{x}}(k+1|k)\right)^T + \boldsymbol{Q}(k). \quad (3.24)$$

Weiterer Vorteil der Variante ist eine höhere numerische Stabilität, da die Dimension der Kovarianzmatrix geringer ist. Diese Variante wird in dieser Arbeit verwendet. Hierfür wird eine Approximation der Systemrauschkovarianz $\boldsymbol{Q}(k)$ mit Hilfe der Rausch-Gewinn-Matrix $\boldsymbol{\Gamma}(T)$ berechnet (siehe Anhang C.1).

3.3.3 Eigenbewegungskompensation

Die Abbildung 3.1 zeigt die relevanten Positionen und Koordinatensysteme. Die Objektzustände werden im fahrzeugfesten Koordinatensystem des Eigenfahrzeuges bzw. dem des Senders prädiziert. Damit erhält man den Zustand:

$$\hat{\boldsymbol{x}}_{bR^+}^{bE^-} = \left[\boldsymbol{r}_{bE^-bR^+}^{bE^-} \quad \boldsymbol{v}_{ebR^+}^{bE^-} \quad \boldsymbol{a}_{ebR^+}^{bE^-} \quad \phi_{bE^-}^{bR^+} \quad \theta_{bE^-}^{bR^+} \quad \psi_{bE^-}^{bR^+} \quad \boldsymbol{\omega}_{bE^-bR^+}^{bE^-}.\right]^T \quad (3.25)$$

Der Zustand eines Objekts liegt damit im Beobachterkoordinatensystem des letzten Zeitschrittes bE^- vor. Für die Eigenbewegungskompensation wird daher die relative Pose des Eigenfahrzeugs zwischen dem letzten und dem aktuellen Zeitschritt in Form der Relativposition $\boldsymbol{r}_{bE^-bE^+}^{bE^-}$ und der Drehmatrix $\boldsymbol{C}_{bE^-}^{bE^+}$ benötigt. Beide Größen können entweder anhand eines Bewegungsmodells berechnet werden [Mäh09] oder wie hier mit der Lokalisierungsinformation des Eigenfahrzeugs zu beiden Zeitschritten. Die Relativposition $\boldsymbol{r}_{bE^-bE^+}^{bE^-}$ lässt sich mit den Gleichungen aus Abschnitt 2.2.6 berechnen, die Drehmatrix $\boldsymbol{C}_{bE^-}^{bE^+}$ mit:

$$\boldsymbol{C}_{bE^-}^{bE^+} = \boldsymbol{C}_{nE^+}^{bE^+} \overbrace{\boldsymbol{C}_{nE^-}^{nE^+}}^{\approx \boldsymbol{0}} \left(\boldsymbol{C}_{nE^-}^{bE^-}\right)^T \quad (3.26)$$

$$\approx \boldsymbol{C}_{nE^+}^{bE^+} \left(\boldsymbol{C}_{nE^-}^{bE^-}\right)^T. \quad (3.27)$$

Hierbei wird angenommen, dass die Relativorientierung $\boldsymbol{C}_{nE^-}^{nE^+}$ der Navigationskoordinatensysteme zwischen den beiden Zeitschritten vernachlässigbar ist.

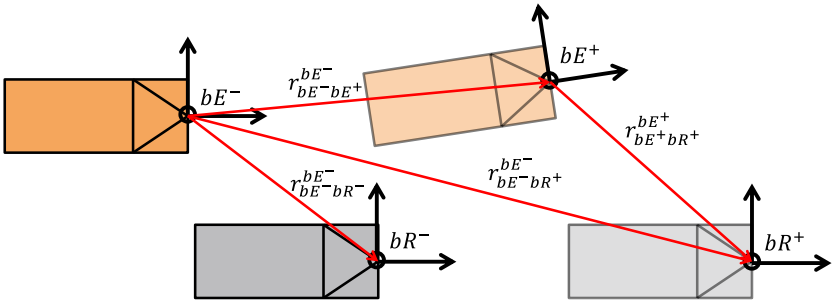


Abbildung 3.1: Beispiel der Eigenbewegungskompensation der Position.

Die Gleichungen zur Eigenbewegungskompensation werden im Folgenden dargestellt.

Position

Die neue Position eines Objektes berechnet sich zu:

$$\boldsymbol{r}^{bE^+}_{bE^+bR^+} = \underbrace{\boldsymbol{C}^{bE^+}_{bE^-}}_{\substack{\text{Anpassung des}\\ \text{Beobachterkoordinatensystems}}} \cdot \underbrace{\left(\boldsymbol{r}^{bE^-}_{bE^-bR^+} - \boldsymbol{r}^{bE^-}_{bE^-bE^+}\right)}_{\substack{\text{Anpassung des}\\ \text{Referenzkoordinatensystems}}} . \tag{3.28}$$

Die Relativposition $\boldsymbol{r}^{bE^-}_{bE^-bE^+}$ wird zur Anpassung des Referenzkoordinatensystems genutzt. Das Beobachterkoordinatensystem wird mit der Drehmatrix $\boldsymbol{C}^{bE^+}_{bE^-}$ angeglichen. Die Position $\boldsymbol{r}^{bE^-}_{bE^-bR^+}$ wird mit Hilfe des Prädiktionsmodells berechnet.

Geschwindigkeit und Beschleunigung

Bei Geschwindigkeit und Beschleunigung wechselt das Beobachterkoordinatensystem:

$$\boldsymbol{v}^{bE^+}_{ebR^+} = \boldsymbol{C}^{bE^+}_{bE^-}\boldsymbol{v}^{bE^-}_{ebR^+}, \tag{3.29}$$

$$\boldsymbol{a}^{bE^+}_{ebR^+} = \boldsymbol{C}^{bE^+}_{bE^-}\boldsymbol{a}^{bE^-}_{ebR^+}. \tag{3.30}$$

Orientierung

Die Angleichung der Orientierung erfolgt mit der Gleichung:

$$\boldsymbol{C}^{bR^+}_{bE^+} = \boldsymbol{C}^{bR^+}_{bE^-}\boldsymbol{C}^{bE^-}_{bE^+}. \tag{3.31}$$

Drehrate

Die Gleichung zur Eigenbewegungskompensation der Drehrate ergibt sich durch zeitliche Ableitung der Gleichung:

$$\boldsymbol{C}_{bE^+}^{bR^+} = \boldsymbol{C}_{bE^-}^{bR^+} \boldsymbol{C}_{nE^-}^{bE^-} \boldsymbol{C}_{bE^+}^{nE^+}. \tag{3.32}$$

Durch Anwendung der Kettenregel ergibt sich:

$$\dot{\boldsymbol{C}}_{bE^+}^{bR^+} = \dot{\boldsymbol{C}}_{bE^-}^{bR^+} \boldsymbol{C}_{bE^+}^{bE^-} + \boldsymbol{C}_{bE^-}^{bR^+} \dot{\boldsymbol{C}}_{nE^-}^{bE^-} \boldsymbol{C}_{bE^+}^{nE^+} + \boldsymbol{C}_{nE^-}^{bR^+} \dot{\boldsymbol{C}}_{bE^+}^{nE^+}. \tag{3.33}$$

Anschließend wird mit den folgenden Gleichungen substituiert:

$$\dot{\boldsymbol{C}}_{bE^+}^{bR^+} = -\boldsymbol{C}_{bE^+}^{bR^+} \boldsymbol{\Omega}_{bE^+bR^+}^{bE^+}, \tag{3.34}$$

$$\dot{\boldsymbol{C}}_{bE^-}^{bR^+} = -\boldsymbol{C}_{bE^-}^{bR^+} \boldsymbol{\Omega}_{bE^-bR^+}^{bE^-}, \tag{3.35}$$

$$\dot{\boldsymbol{C}}_{nE^-}^{bE^-} = -\boldsymbol{\Omega}_{nE^-bE^-}^{bE^-} \boldsymbol{C}_{nE^-}^{bE^-}, \tag{3.36}$$

$$\dot{\boldsymbol{C}}_{bE^+}^{nE^+} = \boldsymbol{C}_{bE^+}^{nE^+} \boldsymbol{\Omega}_{nE^+bE^+}^{bE^+}. \tag{3.37}$$

Damit ergibt sich:

$$\begin{aligned} -\boldsymbol{C}_{bE^+}^{bR^+} \boldsymbol{\Omega}_{bE^+bR^+}^{bE^+} = &-\boldsymbol{C}_{bE^-}^{bR^+} \boldsymbol{\Omega}_{bE^-bR^+}^{bE^-} \boldsymbol{C}_{bE^+}^{bE^-} \\ &- \boldsymbol{C}_{bE^-}^{bR^+} \boldsymbol{\Omega}_{nE^-bE^-}^{bE^-} \boldsymbol{C}_{nE^-}^{bE^-} \boldsymbol{C}_{bE^+}^{nE^+} \\ &+ \boldsymbol{C}_{nE^-}^{bR^+} \boldsymbol{C}_{bE^+}^{nE^+} \boldsymbol{\Omega}_{nE^+bE^+}^{bE^+}. \end{aligned} \tag{3.38}$$

Durch Negation und linksseitige Multiplikation mit $\boldsymbol{C}_{bR^+}^{bE^+}$ erhält man:

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\Omega}_{bE^+bR^+}^{bE^+} = -\boldsymbol{C}_{bR^+}^{bE^+} \Big(&-\boldsymbol{C}_{bE^-}^{bR^+} \boldsymbol{\Omega}_{bE^-bR^+}^{bE^-} \boldsymbol{C}_{bE^+}^{bE^-} \\ &- \boldsymbol{C}_{bE^-}^{bR^+} \boldsymbol{\Omega}_{nE^-bE^-}^{bE^-} \boldsymbol{C}_{bE^+}^{bE^-} \\ &+ \boldsymbol{C}_{bE^+}^{bR^+} \boldsymbol{\Omega}_{nE^+bE^+}^{bE^+} \Big), \end{aligned} \tag{3.39}$$

$$= \boldsymbol{C}_{bE^-}^{bE^+} \left(\boldsymbol{\Omega}_{bE^-bR^+}^{bE^-} + \boldsymbol{\Omega}_{nE^-bE^-}^{bE^-} \right) \boldsymbol{C}_{bE^+}^{bE^-} - \boldsymbol{\Omega}_{nE^+bE^+}^{bE^+}. \tag{3.40}$$

Ersetzt man die schiefsymmetrischen Matrizen mit Vektoren von Drehraten ergibt sich:

$$\boldsymbol{\omega}_{bE^+bR^+}^{bE^+} = \boldsymbol{C}_{bE^-}^{bE^+} \left(\boldsymbol{\omega}_{bE^-bR^+}^{bE^-} + \boldsymbol{\omega}_{nE^-bE^-}^{bE^-} \right) - \boldsymbol{\omega}_{nE^+bE^+}^{bE^+} \tag{3.41}$$

Zusammenfassung

Die Gleichungen zur Eigenbewegungskompensation sind im Folgenden zusammengefasst. Die Kovarianz des Zustands $\hat{\boldsymbol{x}}_{R^+}^{bE^-}$ kann mit Hilfe der Gleichung (2.86) transformiert werden.

Zusammenfassung 1: Eigenbewegungskompensation

$$\boldsymbol{r}_{bE^+bR^+}^{bE^+} = \boldsymbol{C}_{bE^-}^{bE^+}(\boldsymbol{r}_{bE^-bR^+}^{bE^-} - \boldsymbol{r}_{bE^-bE^+}^{bE^-}) \tag{3.42}$$

$$\boldsymbol{v}_{ebR^+}^{bE^+} = \boldsymbol{C}_{bE^-}^{bE^+}\boldsymbol{v}_{ebR^+}^{bE^-} \tag{3.43}$$

$$\boldsymbol{a}_{ebR^+}^{bE^+} = \boldsymbol{C}_{bE^-}^{bE^+}\boldsymbol{a}_{ebR^+}^{bE^-} \tag{3.44}$$

$$\boldsymbol{C}_{bE^+}^{bR^+} = \boldsymbol{C}_{bE^-}^{bR^+}\boldsymbol{C}_{bE^+}^{bE^-} \tag{3.45}$$

$$\boldsymbol{\omega}_{bE^+bR^+}^{bE^+} = \boldsymbol{C}_{bE^-}^{bE^+}\left(\boldsymbol{\omega}_{bE^-bR^+}^{bE^-} + \boldsymbol{\omega}_{nE^-bE^-}^{bE^-}\right) - \boldsymbol{\omega}_{nE^+bE^+}^{bE^+} \tag{3.46}$$

3.3.4 Bewegungsmodelle

Die Bewegung von Fahrzeugen und anderen im Straßenverkehr relevanten Objekten lässt sich in verschiedene Klassen wie Bewegung mit konstanter Geschwindigkeit oder konstanter Beschleunigung einteilen. Im Kontext des Multi-Objekt-Trackings werden diese Klassen von Li in [LJ03] als Manöver[2] bezeichnet. In der Literatur sind für unterschiedliche Manöver optimierte einfache Bewegungsmodelle zu finden, wie z.B. das Constant Velocity (CV), Constant Acceleration (CA) oder Constant Turn (CT)-Modell [LJ03]. Der Einsatz einfacher manöverspezifischer Bewegungsmodelle ermöglicht es, Fehler durch Überbestimmtheit der Modell-Freiheitsgrade zu vermeiden. Hierfür ist die simultane Schätzung der Manöverklasse notwendig, um dynamisch das am besten passendste Modell zu wählen oder am stärksten zu gewichten. Ansätze, die mehrere Bewegungsmodelle nutzen, sind z.B. der Interacting Multiple Model-Ansatz [BB88], [BP99] oder der Variable Structure Multiple Model-Ansatz [LB96]. Neben einfachen manöverspezifischen Modellen gibt es für Fahrzeuge detailliertere Modelle wie das Ein- oder Zweispurmodell (siehe z.B. [KN05]). Diese Modelle enthalten mit aktueller Perzeptionssensorik nicht bestimmbare Zustände wie Reifenkräfte und set-

[2] Der Begriff Manöver (US engl. *maneuver*) hat mehrere Bedeutungen. An dieser Stelle gilt die Definition „Bewegung, die mit einem Schiff, Flugzeug, Auto, o.ä. ausgeführt wird.“, [DDP+94]. Die hier beschriebenen Bewegungsmodelle bilden wiederum nur einfache Bewegungen ab, wie Beschleunigung oder Kurvenfahrt. Komplexere Bewegungsmuster, wie Spurwechsel oder Ausweichen, sind auch Manöver, werden aber durch die hier beschriebenen Modelle nicht abgedeckt.

zen die Kenntnis fahrzeugspezifischer Parameter wie Trägheitsmomente voraus. Sie sind deshalb für die Objektverfolgung nicht geeignet. Es existieren jedoch verwandte einfachere Modelle wie das Constant Turn Rate and Velocity (CTRV)- oder Constant Turn Rate and Acceleration (CTRA)-Modell, die für die Objektverfolgung geeignet sind. Die Modelle CTRA und CTRV werden in dieser Arbeit verwendet und sind im Anhang C beschrieben.

3.4 Datenassoziation

Bei der Multiobjektverfolgung liefern Sensoren Listen mit Messungen, die in einem Datenassoziationsschritt den Tracks bereits verfolgter Objekte zugeordnet werden (siehe Abbildung 3.2). Im Kontext der Track-2-Track-Fusion werden anstelle von Messungen Tracks geliefert. Tracks enthalten die Ergebnisse der mit einem Zustandsfilter verarbeiteten Messungen. Tracks enthalten im Gegensatz zu Messungen meist Information zu allen relevanten Zustandsgrößen. Der Begriff Messungen wird jedoch der Einfachheit halber gerne auch im Kontext der Track-2-Track-Fusion genutzt.

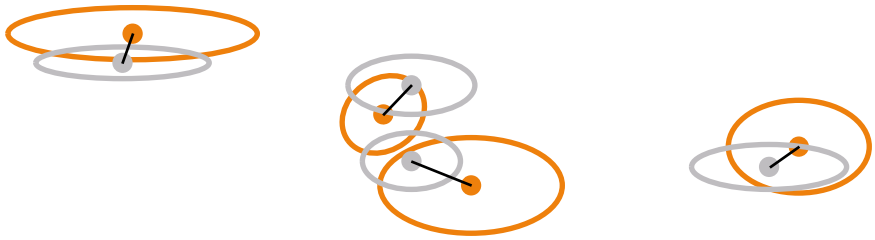


Abbildung 3.2: Neue Messungen (orange) werden den Tracks zeitlich verfolgter Objekte (grau) bei der Datenassoziation zugeordnet. Die durch die Datenassoziation erfolgten Zuordnungen sind mit einer schwarzen Linie dargestellt.

Die Datenassoziation erfolgt mit Hilfe von Zuordnungskosten, die für alle möglichen Paarungen von Messungen und bestehenden Tracks berechnet werden, siehe Abschnitt 3.4.1. Zur Verringerung des Rechenaufwandes werden in einem Gatingschritt anhand der Zuordnungskosten unplausible Zuordnungen ermittelt, die im weiteren Verlauf der Datenassoziation nicht weiter betrachtet werden (siehe Abschnitt 3.4.2). Mit Hilfe eines Clustering-Algorithmus wird anhand der Ergebnisse des Gatings die Datenassoziationsaufgabe in mehrere kleinere Datenassoziationsaufgaben unterteilt (siehe Abschnitt 3.4.3). Diese werden abschließend mit einer der in den Abschnitten 3.4.4-3.4.6 beschriebenen Methoden zur Datenassoziation gelöst. Bei diesen handelt es

sich nur um eine kleine Auswahl klassischer Methoden, bei denen davon ausgegangen wird, dass pro physikalischem Objekt vom Sensor nur je eine Messung generiert wird. Diese Annahme ist in der fahrzeuglokalen Objektverfolgung nicht immer erfüllt. Hier liefern neuere Verfahren zur Multiobjektverfolgung wie das Labeled Multi Bernoulli (LMB)-Filter durch Verzicht auf eine explizite Assoziation bessere Ergebnisse (siehe [Mah07], [BRG+16]). Da in dieser Arbeit die Ergebnisse der fahrzeuglokalen Objektverfolgung mehrerer Informationsquellen fusioniert werden, wird angenommen, dass durch die fahrzeuglokale Vorabfilterung die Annahme, dass pro physikalischem Objekt nur eine Messung in Form eines Tracks vorliegt, erfüllt ist. Hiermit entfällt die Notwendigkeit, hinsichtlich der Modellierung des Assoziationsproblems komplexere Verfahren zu betrachten.

3.4.1 Zuordnungskosten

Mit Hilfe einer Metrik werden bei der Datenassoziation die Zuordnungskosten für alle Zuordnungen θ_{ij} von Messungen j zu bereits bestehenden Tracks i berechnet. Je besser Messung und Track entsprechend der angewandten Metrik zueinander passen, umso geringer sind die Zuordnungskosten. Die Metrik zur Berechnung der Zuordnungskosten wird angewandt auf Zustandsgrößen der Objekte, wie z.B. deren Position, Orientierung und Geschwindigkeit. Die Berücksichtigung von Klassifikationsinformation, wie z.B. dem Objekttyp, ist ebenfalls möglich. Grundsätzlich kann jegliche Information genutzt werden, die eine zuverlässige Unterscheidung der Objekte ermöglicht. Zu beachten ist hierbei, dass sich Information, die keine klare Unterscheidung erlaubt, negativ auswirken kann. Beispielsweise ist es möglich, über die Orientierung zwischen Fahrzeugen auf der eigenen Fahrspur und der Gegenspur zu unterscheiden. Für die Unterscheidung zweier Fahrzeuge, die nebeneinander auf parallelen Fahrspuren fahren, ist sie jedoch kein gutes Kriterium. Ähnlich verhält es sich mit der Geschwindigkeit von Fahrzeugen im fließenden Stadtverkehr. Bei der Hinzunahme eines weiteren Zustands zur Berechnung der Metrik muss daher abgewogen werden, ob die Vorteile die möglichen Nachteile überwiegen.

Ein gängiges Maß für die Zugehörigkeit von Messungen und Tracks ist die Likelihood. Die Likelihood ist definiert als

$$\mathcal{L}(\theta_{ij}|\boldsymbol{\nu}_{ij}(k)) = p(\boldsymbol{\nu}_{ij}(k)|\theta_{ij}). \tag{3.47}$$

Sie entspricht für die Zuordnung θ_{ij} bei gegebenem Messresiduum $\boldsymbol{\nu}_{ij}(k)$ der Wahrscheinlichkeit, dass das beobachtete Messresiduum durch eine vom zum Track i gehörenden Objekt verursachten Messung j generiert wurde. Das Messresiduum wird meist als normalverteilt angenommen. Die zugehörige Kovarianzmatrix wird mit

$\boldsymbol{S}_{ij}(k)$ bezeichnet. Die Dimension des Messresiduums ist mit n gegeben. Damit gilt:

$$\mathcal{L}(\theta_{ij}|\boldsymbol{\nu}_{ij}(k)) = \mathcal{N}(\boldsymbol{\nu}_{ij}(k); \mathbf{0}, \boldsymbol{S}_{ij}(k)) \tag{3.48}$$

$$= \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}} \, |\boldsymbol{S}_{ij}(k)|^{\frac{1}{2}}} \exp(-\frac{1}{2}\boldsymbol{\nu}_{ij}^T(k)\boldsymbol{S}_{ij}^{-1}(k)\boldsymbol{\nu}_{ij}(k)). \tag{3.49}$$

Da die Berechnung der Exponentialfunktion in der Likelihoodfunktion rechenaufwändig ist, wird anstelle der Likelihood gerne die negative Log-Likelihoodfunktion genutzt:

$$-\ln(\mathcal{L}(\theta_{ij}|\boldsymbol{\nu}_{ij}(k))) = \frac{n}{2}\ln(2\pi) + \frac{1}{2}\ln(|\boldsymbol{S}_{ij}(k)|) + \frac{1}{2}\boldsymbol{\nu}_{ij}^T(k)\boldsymbol{S}_{ij}^{-1}(k)\boldsymbol{\nu}_{ij}(k). \tag{3.50}$$

Wird der für alle Zuordnungshypothesen identische konstante Term $\frac{n}{2}\ln(2\pi)$ vernachlässigt, ergibt sich:

$$-\ln(\mathcal{L}(\theta_{ij}|\boldsymbol{\nu}_{ij}(k))) \propto \ln(|\boldsymbol{S}_{ij}(k)|) + \underbrace{\boldsymbol{\nu}_{ij}^T(k)\boldsymbol{S}_{ij}^{-1}(k)\boldsymbol{\nu}_{ij}(k)}_{d_{MHD}^2}. \tag{3.51}$$

Wird weiterhin unter der Annahme, dass Messrauschen und Trackkovarianz für alle Messungen und Tracks in guter Näherung identisch sind, der Term $\ln(|\boldsymbol{S}_{ij}(k)|)$ vernachlässigt, entsprechen die Zuordnungskosten dem Quadrat der sogenannten Mahalanobis-Distanz d_{MHD}. Die Mahalanobis-Distanz wird mit dem Messresiduum $\boldsymbol{\nu}_{ij}(k)$ und seiner Kovarianzmatrix $\boldsymbol{S}_{ij}(k)$ berechnet (siehe u.a. [BL95, S.95]). Neben dem Begriff Messresiduum ist auch der Begriff Innovation gebräuchlich. Daher wird $\boldsymbol{S}_{ij}(k)$ auch als Innovationskovarianz bezeichnet. Im Falle der Track-2-Track-Assoziation berechnet sich die Mahalanobis-Distanz wie folgt:

$$\boldsymbol{\nu}_{ij}(k) = \boldsymbol{x}_i(k) - \boldsymbol{x}_j(k), \tag{3.52}$$

$$\boldsymbol{S}_{ij}(k) = E\{\boldsymbol{\nu}_{ij}(k)\boldsymbol{\nu}_{ij}^T(k)\} \tag{3.53}$$

$$= E\{(\boldsymbol{x}_i(k) - \boldsymbol{x}_j(k))(\boldsymbol{x}_i(k) - \boldsymbol{x}_j(k))^T\} \tag{3.54}$$

$$= E\{\boldsymbol{x}_i(k)\boldsymbol{x}_i^T(k)\} - E\{\boldsymbol{x}_i(k)\boldsymbol{x}_j^T(k)\} - E\{\boldsymbol{x}_j(k)\boldsymbol{x}_i^T(k)\} + E\{\boldsymbol{x}_j(k)\boldsymbol{x}_j^T(k)\} \tag{3.55}$$

$$= \boldsymbol{P}_{ii}(k) - \boldsymbol{P}_{ij}(k) - \boldsymbol{P}_{ij}^T(k) + \boldsymbol{P}_{jj}(k), \tag{3.56}$$

$$d_{MHD}^2 = \boldsymbol{\nu}_{ij}^T(k)\left[\boldsymbol{S}_{ij}(k)\right]^{-1}\boldsymbol{\nu}_{ij}(k). \tag{3.57}$$

Bei der üblichen Formulierung der Mahalanobis-Distanz entfallen die Terme der Trackkreuzkovarianz $\boldsymbol{P}_{ij}$ aufgrund der Annahme der statistischen Unabhängigkeit der zu assoziierenden Zustände. Wenn die Trackkreuzkovarianz nicht bekannt ist, wird diese auch bei der Track-2-Track-Fusion als vernachlässigbar approximiert.

Bei der Berechnung der Zuordnungskosten werden meist nur die Messresiduen und Innovationskovarianzen des aktuellen Zeitschrittes betrachtet. Bei sogenannten Sliding-Window-Methoden werden Messresiduen und Innovationskovarianzen von mehreren Zeitschritten berücksichtigt [TB08], [TB09]. Diese Ansätze sind prinizipbedingt für Anwendungen interessant, in denen Objekte über einen längeren Zeitraum verfolgt werden sollen. Sie werden in dieser Arbeit nicht weiter betrachtet, da im Kontext der Kreuzungsassistenz externe Objektdaten häufig nur für wenige Zeitschritte relevant und verfügbar sind. Hierbei sind insbesondere bei schwierigen Kommunikationsbedingungen häufig die ersten empfangenen Daten entscheidend für die Wirksamkeit der Kreuzungsassistenz (siehe Abschnitt 7.6). Eine Verzögerung der Datenverfügbarkeit durch die Berücksichtigung mehrerer Zeitschritte bei der Assoziation ist in diesem Fall kontraproduktiv.

3.4.2 Gating

Beim Gating werden unplausible Zuordnungshypothesen von Messungen zu Tracks durch Anwendung eines Schwellwertes auf die Zuordnungskosten ermittelt (siehe Abbildung 3.3). Die ermittelten unplausiblen Zuordnungshypothesen werden im weiteren Verlauf der Datenassoziation zur Reduktion des Rechenaufwandes nicht weiter berücksichtigt. Bei der Verwendung der Mahalanobis-Distanz kann der für das Gating benötigte Schwellwert ρ einer Chi-Quadrat-Verteilungs-Tabelle entnommen werden. Das Quadrat der Mahalanobis-Distanz unterliegt einer Chi-Quadrat-Verteilung mit n_{MHD} Freiheitsgraden, wobei n_{MHD} der Dimension des zur Bestimmung der Mahalanobis-Distanz herangezogenen Zustands entspricht.

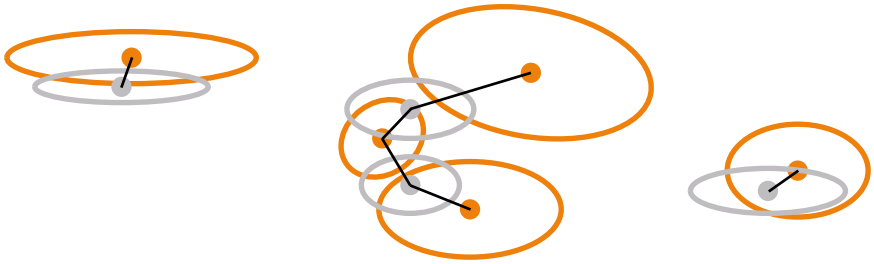


Abbildung 3.3: Beispiel Gating: Nur Tracks und Messungen mit ausreichend großer räumlicher Nähe werden bei der späteren Berechnung der Assoziationshypothesen berücksichtigt. Plausible Zuordnungshypothesen sind mit einer Linie dargestellt.

Der Schwellwert für das Gating wird mit Hilfe des Freiheitsgrades n_{MHD} und der Irrtumswahrscheinlichkeit α aus der Chi-Quadrat-Tabelle abgelesen. Für eine Irrtumswahrscheinlichkeit $\alpha = 0,01$ und den Freiheitsgrad $n_{MHD} = 2$ ergibt sich so z.B. der Schwellwert $\rho = 9,2$ (siehe u.a. [BMM00, S.1120]). Das Ergebnis des Gating Schrittes kann in Form einer Gating-Matrix Ω ausgegeben werden. Die Gating-Matrix wird in den nachfolgenden Schritten Clustering und Assoziation genutzt, um unnötige Berechnungen zu vermeiden.

3.4.3 Clustering

Ein Clusteringverfahren sucht im Kontext der Datenassoziation nach Gruppen von Tracks und Messungen, die sich dadurch auszeichnen, dass Tracks in der Gruppe der gleichen Messung zugeordnet werden können und umgekehrt. Dies wird in der Abbildung 3.4 veranschaulicht. Im Beispiel können zwei Tracks je zwei Messungen zugeordnet werden und eine der Messungen kann beiden Tracks zugeordnet werden. Damit bilden die beiden Tracks und die drei Messungen ein Cluster.

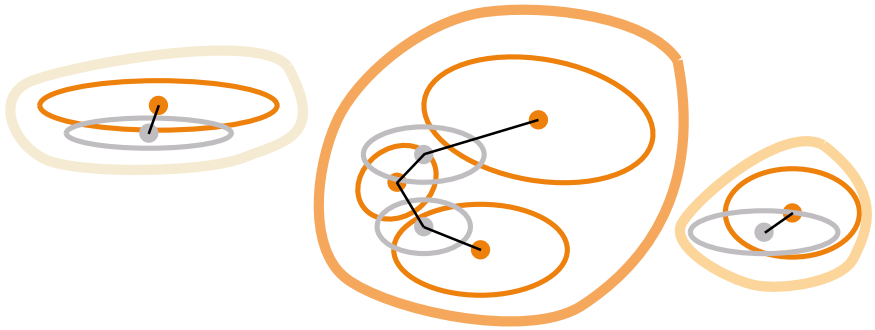


Abbildung 3.4: Beispiel Clustering: Das Assoziationsproblem kann in drei Teilprobleme unterteilt werden. Die drei Cluster sind in unterschiedlichen Orange-Tönen eingefasst.

Ergebnis eines Clusteringverfahrens sind je eine ID-Liste von nicht zuordenbaren Tracks und nicht zuordenbaren Messungen sowie eine Liste mit Clustern. Ein Cluster besteht wiederum aus zwei Listen, die die IDs der zugehörigen Tracks und Messungen enthalten. In dieser Arbeit wird das Clusteringverfahren nach [DB93] verwendet. Es wird auf die im Gating-Schritt konstruierte Gating-Matrix Ω angewandt.

3.4.4 Nearest Neighbor-Algorithmus

Die NN-Assoziation ist die einfachste Methode der Datenassoziation. Jede Messung wird dem bislang nicht zugeordneten Track zugeordnet, zu dem die Assoziationskosten minimal sind (siehe u.a. [Bar87, S.159]). Die Assoziationskosten werden meist mit Hilfe der Mahalanobis-Distanz bestimmt. Das Ergebnis des Algorithmus ist abhängig von der Sortierung der Messungs- und Tracklisten. Durch die Abhängigkeit von der Datenverarbeitungsfolge können immer Falschassoziationen auftreten. Eine global optimale Zuordnung ist nicht garantiert.

3.4.5 Modified Auction-Algorithmus

Der Auction-Algorithmus wurde in [Ber88] veröffentlicht. Er wurde ursprünglich zur Beschreibung einer Auktion entwickelt, bei der Personen Geld für Objekte bieten. In [BB00, S.90] wurde eine Variante des Algorithmus, der modified Auction-Algorithmus, zur Lösung des Datenassoziationsproblems vorgestellt. Beim modified Auction-Algorithmus nehmen die Tracks die Rolle der Personen ein und die Messungen die Rolle der Objekte. Die Assoziation erfolgt unter der Annahme, dass jedes physikalische Objekt nur eine Messung erzeugt. Das Assoziationsergebnis des modified Auction-Algorithmus ist global optimal. Der modified Auction-Algorithmus wird in dieser Arbeit zur fahrzeugübergreifenden Informationsfusion verwendet.

Der modified Auction-Algorithmus wird angewandt auf die $i \times j$ Matrix $\boldsymbol{A}_C$. Die Matrix $\boldsymbol{A}_C$ wird mit Hilfe der Assoziationskosten c_{ij} initialisiert [BB00, S.90]. Ihre Elemente $a_{ij}^{'}$ beschreiben die Attraktivität der Assoziation einer Messung j zu einem Track i:

$$a_{ij}^{'} = a_{ij} - a_{i0} - a_{0j}. \tag{3.58}$$

Hierbei ist a_{ij} durch die Assoziationskosten c_{ij} definiert als:

$$a_{ij} = -c_{ij}, \tag{3.59}$$

$$c_{ij} = \begin{cases} 0 & \text{wenn } i \text{ oder } j = 0, \\ -\ln\left(\frac{P_D \mathcal{L}(\theta_{ij}|\boldsymbol{\nu}_{ij}(k))}{\mathcal{L}(\theta_{0j}|\boldsymbol{\nu}_{ij}(k))}\right) & \text{wenn } -\ln(\cdot) < 0, \\ \infty & \text{sonst.} \end{cases} \tag{3.60}$$

Hierbei ist P_D die Detektionswahrscheinlichkeit, die für einen Sensor experimentell ermittelt werden kann, z.B. anhand einer Statistik der richtig positiven und falsch negativen Messungen. Im Kontext der Track-2-Track-Assoziation kann die Detektionswahrscheinlichkeit vereinfachend zu eins angenommen werden, da Fehlmessungen

im lokalen Tracking der Informationsquellen durch Prädiktion kompensiert werden. Bei $\mathcal{L}(\theta_{ij}|\boldsymbol{\nu}_{ij}(k))$ und $\mathcal{L}(\theta_{0j}|\boldsymbol{\nu}_{ij}(k))$ handelt es sich jeweils um die Likelihood der Zuordnungen θ_{ij} und θ_{0j}, siehe Abschnitt 3.4.1. Der Index 0 dient zur Notation der Zuordnung des Tracks j zu keiner der Messungen i und umgekehrt. Folglich werden mit a_{i0} und a_{0j} bei der Berechnung der Attraktivität die Fälle berücksichtigt, bei denen Messung und Track nicht zugeordnet werden. Nach Gleichung (3.60) entstehen keine Kosten, wenn eine Messung oder ein Track nicht zugeordnet werden. Damit vereinfacht sich Gleichung (3.58) zu:

$$a_{ij}^{'} = a_{ij} - \underbrace{0}_{a_{i0}=0} - \underbrace{0}_{a_{0j}=0}, \tag{3.61}$$

$$a_{ij}^{'} = a_{ij}. \tag{3.62}$$

Auf Grund der Äquivalenz wird im Folgenden ein Element von $\boldsymbol{A}_C$ anstelle von $a_{ij}^{'}$ mit a_{ij} bezeichnet. Damit ist unter Berücksichtigung der in Abschnitt 3.4.1 beschriebenen Vereinfachungen:

$$a_{ij} = \ln\left(\frac{P_D\mathcal{L}(\theta_{ij}|\boldsymbol{\nu}_{ij}(k))}{\mathcal{L}(\theta_{0j}|\boldsymbol{\nu}_{ij}(k))}\right) \tag{3.63}$$

$$\approx \rho - d_{MHD}^2 + \ln(P_D). \tag{3.64}$$

Hierbei sind ρ der Gating-Schwellwert und d_{MHD}^2 die Mahalanobis-Distanz.

Das Ergebnis des modified Auction-Algorithmus ist die Matrix $\boldsymbol{A}$, die die Zuordnungen zwischen Messungen und Tracks enthält. Die erste Zeile und die erste Spalte der Matrix $\boldsymbol{A}$ enthält die Objekte, für die keine Messungen vorliegen, und Messungen, zu denen keine Objekte vorhanden sind. In der Literatur werden hierfür auch die Begriffe *dummy-track* und *dummy-measurement* verwendet.

$$\boldsymbol{A} = \begin{bmatrix} 0 & \textit{dummy-tracks} \\ \textit{dummy-measurements} & \text{Zuordnungen} \end{bmatrix} \tag{3.65}$$

Zur Berechnung der Assoziationsmatrix $\boldsymbol{A}$ durchläuft der Modified Auction-Algorithmus die im folgenden beschriebene Gebotsphase für alle nicht zugeordneten Tracks, bis allen Tracks je eine Messung zugeordnet wurde. Das Gebot eines Tracks für eine Messung wird wie folgt ermittelt. Zunächst wird der maximale Profit λ_i^* und die zugehörige Messung j^* ermittelt:

$$\lambda_i^* = \max_j\{\lambda_i\}, \tag{3.66}$$

$$j^* = \arg\max_j\{\lambda_i\}. \tag{3.67}$$

Der Profit, der sich für einen Track durch eine Assoziation ergibt, ist

$$\lambda_i = a_{ij} - \mu_j, \tag{3.68}$$

wobei μ_j der aktuelle Preis für eine Messung ist und a_{ij} ein Element der Assoziationskostenmatrix $\boldsymbol{A}_C$. Die Preise μ_j werden zu Beginn mit 0 initialisiert. Für Gewinne kleiner 0 wird nicht geboten. Wird geboten, so wird der zweithöchste Profit ermittelt, der in die Berechnung des Gebotes eingeht:

$$\lambda_i^{''} = \max\{\max_{j,j\neq j^*}\{(a_{ij} - \mu_j), 0\}\}. \tag{3.69}$$

Für die Messung mit dem höchsten Profit wird dann das Gebot

$$b_{ij^*} = a_{ij^*} - \lambda_i^{''} + \epsilon \tag{3.70}$$

abgegeben. Hierbei ist ϵ ein Relaxationsparameter:

$$\epsilon = \frac{1}{\max\{i, j\}}. \tag{3.71}$$

Nach jeder Gebotsphase wird jede Messung dem Track mit dem höchsten Gebot zugeordnet und ihr Preis wird an das Gebot des neu zugeordneten Tracks angepasst. Die Zuordnung erfolgt durch einen Eintrag in der Assoziationsmatrix $\boldsymbol{A}$. Wird ein Track, der bereits einer Messung zugeordnet ist, überboten, wird die bisherige Zuordnung gelöst. Ein überbotener Track gehört damit in der nächsten Gebotsphase wieder zu den nicht zugeordneten Tracks.

Da die Assoziation eines Tracks zur dummy-Messung, die Kosten 0 verursacht, können keine Verluste auftreten. Ist keine Messung mehr für einen Track erschwinglich, so wird dieser automatisch der dummy-Messung zugeordnet. Wurde allen Tracks eine Messung zugeordnet, werden die verbliebenen nicht zugeordneten Messungen dem dummy-Track zugeordnet. Damit der modified Auction-Algorithmus terminiert, müssen mindestens so viele Messungen wie Tracks vorhanden sein. Ist dies nicht der Fall, kann $\boldsymbol{A}_C$ vor und anschließend $\boldsymbol{A}$ nach der Assoziation transponiert werden. Die Rolle von Messungen und Tracks wird in diesem Fall vertauscht.

3.4.6 Suboptimal JPDA

Bei Verfahren wie dem modified Auction-Algorithmus wird explizit eine Eins-zu-eins Zuordnung von Messungen und Tracks vorgenommen. Bei probabilistischen Verfahren der Joint Probabilistic Data Association (JPDA)-Familie werden hingegen

anstelle von Eins-zu-eins Zuordnungen Zuordnungsgewichte β_{ij} zwischen den Tracks i und den Messungen j berechnet (siehe u.a. [FBS80], [Bar87]). Die SJPDA wird in dieser Arbeit als einfach zu implementierender Vertreter der JPDA-Familie für einen Vergleich mit dem modified Auction-Algorithmus herangezogen.

Die Fusion mit Hilfe der Zuordnungsgewichte erfolgt, allgemein formuliert, durch gewichtete Akkumulation der a-posteriori-Dichten $p_j(\boldsymbol{x}_i(k)|\boldsymbol{z}_j(k))$ [Mun11]. Hieraus ergibt sich:

$$p(\boldsymbol{x}_i(k)|Z^k) = \sum_{j=0}^{m} \beta_{ij} p_j(\boldsymbol{x}_i(k)|\boldsymbol{z}_j(k)). \tag{3.72}$$

Hierbei entspricht m der Anzahl der Messungen und weiterhin gilt:

$$p_j(\boldsymbol{x}_i(k)|\boldsymbol{z}_j(k)) = \begin{cases} p(\boldsymbol{x}_i(k)|\boldsymbol{z}_j(k)) & j > 0, \\ p(\boldsymbol{x}_i(k|k-1)) & j = 0\text{: Fehlmessung.} \end{cases} \tag{3.73}$$

Die Zuordnungsgewichte β_{ij} entsprechen der Wahrscheinlichkeit $p(\theta_{ij}(k)|Z^k)$ der Zuordnung θ_{ij} des Tracks i zur Messung j bei der gegebenen Menge an Messungen Z^k [Bar87]. Sie werden mit Hilfe der Wahrscheinlichkeiten $p(\boldsymbol{\theta}(k)|Z^k)$ aller möglichen Zuordnungshypothesen $\boldsymbol{\theta}(k)$ berechnet:

$$\beta_{ij} = p(\theta_{ij}(k)|Z^k) = \sum_{\boldsymbol{\theta}(k)} p(\boldsymbol{\theta}(k)|Z^k) \hat{\omega}_{ij}(\boldsymbol{\theta}(k)). \tag{3.74}$$

Eine Zuordnungshypothese $\boldsymbol{\theta}(k)$ besteht aus einer Menge von Zuordnungen θ_{ij} von Tracks i zu Messungen j:

$$\boldsymbol{\theta}(k) = \bigcap_{j=1}^{m} \theta_{ij}(k). \tag{3.75}$$

Die Zuordnungshypothese kann mit Hilfe einer Matrix

$$\hat{\boldsymbol{\Omega}}(\boldsymbol{\theta}(k)) = [\hat{\omega}_{ij}(\boldsymbol{\theta}(k))] \tag{3.76}$$

$$\hat{\omega}_{ij}(\boldsymbol{\theta}(k)) = \begin{cases} 1 & \text{wenn } \theta_{ij}(k) \in \boldsymbol{\theta}(k) \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \tag{3.77}$$

beschrieben werden [Bar87].

Beispiel:

$$\boldsymbol{\theta}(k) = \theta_{12} \cap \theta_{23} \cap \theta_{31} \cap \theta_{40} \tag{3.78}$$

$$\hat{\boldsymbol{\Omega}}(\boldsymbol{\theta}(k)) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \tag{3.79}$$

Die Wahrscheinlichkeit einer Zuordnungshypothese $p(\boldsymbol{\theta}(k)|Z^k)$ berechnet sich bei der JPDA nach [Bar87, S.227] zu:

$$p(\boldsymbol{\theta}(k)|Z^k) = \frac{1}{c}\gamma(\boldsymbol{\theta}(k)), \tag{3.80}$$

$$\gamma(\boldsymbol{\theta}(k)) = \frac{\phi!}{V^\phi} \prod_{j=1}^{m} [\mathcal{L}(\theta_{t_j j}|\boldsymbol{\nu}_{t_j j}(k))]^{\tau_j} \times \prod_{t=1}^{T} (P_D^t)^{\delta_t} (1 - P_D^t)^{1-\delta_t}, \tag{3.81}$$

$$c = \sum_{\boldsymbol{\theta}(k)} \gamma(\boldsymbol{\theta}(k)). \tag{3.82}$$

Hierbei bezeichnet t_j den Index des Tracks der in der Zuordnungshypothese $\boldsymbol{\theta}(k)$ der Messung j zugeordnet ist. Weiterhin gilt

$$\tau_j = \begin{cases} 1 & \text{wenn Messung } j \text{ in } \boldsymbol{\theta}(k) \text{ einem Track zugeordnet ist} \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \tag{3.83}$$

$$\delta_t = \begin{cases} 1 & \text{wenn Track } t \text{ in } \boldsymbol{\theta}(k) \text{ einer Messung zugeordnet ist} \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \tag{3.84}$$

Die SJPDA ist eine suboptimale Variante der JPDA, die einfach zu implementieren ist. Sie wurde von Roecker und Philis in [RP93] vorgestellt. Für die SJPDA wird die Annahme getroffen, dass die Detektionswahrscheinichkeit P_D näherungsweise eins ist. Dies impliziert, dass alle Objekte detektiert werden, womit für alle möglichen Zuordnungshypothesen die Anzahl ϕ der Falschpositiv-Messungen identisch ist. Damit kann der Term $\frac{\phi!}{V^\phi}$ in der Gleichung (3.82) vernachlässigt werden.

Eine weitere Vereinfachung der SJPDA besteht darin, anstelle von Zuordnungshypothesen nur partielle Zuordnungshypothesen zu betrachten. Die partiellen Zuordnungshypothesen bestehen aus nur zwei Zuordnungen. Da so nur eine Untermenge aller möglichen Zuordnungshypothesen betrachtet wird, ist der Algorithmus suboptimal. Somit berechnet sich bei der SJPDA die Wahrscheinlichkeit einer Zuordnungshypo-

these zu:

$$p(\boldsymbol{\theta}(k)|Z^k) = \frac{1}{c}\prod_{j=1}^{2}[\mathcal{L}(\theta_{t_j j}|\boldsymbol{\nu}_{t_j j}(k))]^{\tau_j}. \tag{3.85}$$

Der Algorithmus zur Berechnung der SJPDA lässt sich in drei Schritte einteilen. Im ersten Schritt wird für jeden Track i eine Liste L_i mit den Indizes der für den Track validierten Messungen angelegt. Im zweiten Schritt wird analog für jede Messung j eine Liste mit den Indizes der für die Messung validierten Tracks angelegt. Mit Hilfe der beiden Listen wird für jeden Track die Liste L_t konstruiert:

$$L_t = \left(\bigcup_{j\in L_i} L_j\right) \notin i. \tag{3.86}$$

Im dritten Schritt werden die Zuordnungsgewichte β_{ij} berechnet:

$$\beta_{ij} = \frac{H_{ij}}{B + \sum_{j\in L_i} H_{ij}}. \tag{3.87}$$

Hierbei ist B eine von der Clutterdichte abhängige Konstante. Solange die Clutterdichte gering ist, wird $B = 0$ empfohlen [RP93]. Die Terme H_{ij} berechnen sich zu

$$H_{ij} = \begin{cases} \mathcal{L}(\theta_{ij}|\boldsymbol{\nu}_{ij}(k)) & L_t = \emptyset \\ \mathcal{L}(\theta_{ij}|\boldsymbol{\nu}_{ij}(k))\left(\sum_{t\in L_t} M_t\right) & \text{sonst} \end{cases} \tag{3.88}$$

mit

$$M_t = \begin{cases} \mathcal{L}(\theta_{tj}|\boldsymbol{\nu}_{tj}(k)) & \text{wenn nur eine Messung für Track } t \text{ validiert ist} \\ \max\limits_{h\in L_i, h\notin j}(\mathcal{L}(\theta_{tj}|\boldsymbol{\nu}_{tj}(k))) & \text{sonst} \end{cases} \tag{3.89}$$

3.5 Zusammenfassung und Diskussion

Zeitliche Angleichung

Das Bayes-Filter und sein Spezialfall, das Kalman-Filter, wurden in diesem Kapitel beschrieben. Für diese Arbeit relevante Methoden zur zeitlichen Angleichung basieren auf den Prädiktionsschritten des Kalman-Filters und dessen Varianten Extended Kalman-Filter (EKF) und Unscented Kalman-Filter (UKF). Die auf den Gleichungen des UKF basierende Methode wird für die fahrzeugübergreifende Informationsfusion in dieser Arbeit eingesetzt (siehe Kapitel 6.3). Die für die zeitliche Angleichung von Beobachtungen erforderlichen Gleichungen zur Eigenbewegungskompensation wurden in allgemeiner Form hergeleitet. Die hier verfügbare Information ist bereits zeitlich gefiltert. Daher kommt anstelle des Update-Schrittes des UKF im realisierten System zur fahrzeugübergreifenden Informationsfusion eine Track-2-Track-Fusionsmethode zum Einsatz, um die Konsistenz der Schätzergebnisse sicherzustellen. Die in dieser Arbeit untersuchten Methoden zur Track-2-Track-Fusion werden in Kapitel 4 beschrieben.

Assoziation

Die Assoziation von empfangener Objektinformation mit bereits im fahrzeugübergreifenden Umfeldmodell enthaltener Objektinformation erfolgt in dieser Arbeit mit einer der in diesem Kapitel beschriebenen Methoden, dem Nearest Neighbor-Algorithmus, dem Modified Auction-Algorithmus oder der Suboptimal Joint Probabilistic Data Association (SJPDA). Da davon ausgegangen wird, dass durch die zeitliche Filterung bereits senderseitig eine ausreichende Falschalarmunterdrückung realisiert und damit pro physikalischem Objekt nur ein Track vorhanden ist, werden nur diese drei „klassischen“Ansätze betrachtet. Innerhalb der Evaluierung in Kapitel 7.3 wird betrachtet, ob die spezifischen Eigenschaften der Methoden, wie der global optimalen Assoziation oder der Berechnung von Zuordnungsgewichten, für die fahrzeugübergreifende Informationsfusion von Vorteil sind. Durch ein Clustering der Gating-Matrix kann die Rechenzeit bei großer Anzahl von zu assoziierenden Objekten reduziert werden, indem das Assoziationproblem in mehrere kleine zerlegt wird (siehe Abschnitt 3.4.3). Die Wirksamkeit des Clusterings wird ebenfalls im Rahmen der Evaluierung betrachtet.

Kapitel 4

Methoden zur Track-2-Track-Fusion

Die Fusion dynamischer Zustände erfolgt in der fahrzeugübergreifenden Informationsfusion mit Hilfe von Track-2-Track-Fusionsmethoden. Durch die in den fahrzeuglokalen Perzeptions- und Lokalisierungssystemen erfolgte zeitliche Filterung enthalten die zu fusionierenden Zustände identische Information. Diese ist auf das über das Bewegungsmodell eingebrachte Modellwissen zurückzuführen.

In diesem Kapitel wird eine Übersicht über Track-2-Track-Fusionsmethoden gegeben. Die vorgestellten Methoden sind in zwei Gruppen eingeteilt: Methoden ohne und Methoden mit Zusatzinformation. Unter Zusatzinformation ist hierbei Information zu verstehen, die für die Fusion zusätzlich zu den Erwartungswerten und Kovarianzmatrizen der Zustände aus dem Update-Schritt der lokalen Filter benötigt wird. Die Methoden ohne Zusatzinformation sind mit dem in dieser Arbeit verfügbaren Kommunikationsrahmen kompatibel. Die Methoden mit Zusatzinformation können im realisierten prototypischen System nicht direkt eingesetzt werden. Die Methoden werden in dieser Arbeit der Vollständigkeit halber vorgestellt, da mit den Methoden ohne Zusatzinformation nur ein geringer, z.T. auch prinzipbedingt gar kein Informationsgewinn realisiert werden kann. Zur Verbesserung der Lesbarkeit wird in diesem Kapitel, wenn möglich, auf den Zeitbezug in der Notation verzichtet.

4.1 Methoden ohne Zusatzinformation

Die Methoden ohne Zusatzinformation benötigen nur die Erwartungswerte und Kovarianzmatrizen aus den Update-Schritten der Zustandsfilter der zu fusionierenden Quellen. Bei unterschiedlichen Gültigkeitszeitpunkten erfolgt eine zeitliche Angleichung durch Prädiktion.

4.1.1 Simple Convex Combination

Die SCC ist die einfachste Track-2-Track-Fusionsmethode [CHZZ08]. Sie basiert auf der Informationsform des Kalman-Filters, siehe Abschnitt 3.2.2. Die zu fusionierenden Tracks werden als stochastisch unabhängig betrachtet. Die Fusionsgleichungen lauten damit:

$$\boldsymbol{P}^{-1} = \sum_{i=1}^{n} \boldsymbol{P}_i^{-1}, \tag{4.1}$$

$$\hat{\boldsymbol{x}} = \boldsymbol{P} \left(\sum_{i=1}^{n} \boldsymbol{P}_i^{-1} \hat{\boldsymbol{x}}_i \right). \tag{4.2}$$

Die SCC führt im Allgemeinen zu inkonsistenten Schätzergebnissen, da die Trackkorrelation nicht berücksichtigt wird.

4.1.2 Covariance Intersection

Die CI ermöglicht eine konsistente Fusion bei unbekannter Trackkreuzkovarianz, [JU97b]. Ein Beweis für die Konsistenz der Methode ist in [JU97b], [CHZZ08] zu finden. Voraussetzung hierfür ist die Konsistenz der zu fusionierenden Informationsquellen. Die Fusionsgleichungen der CI für n Tracks lauten:

$$\boldsymbol{P}^{-1} = \sum_{i=1}^{N} \omega_i \boldsymbol{P}_i^{-1}, \tag{4.3}$$

$$\hat{\boldsymbol{x}} = \boldsymbol{P} \sum_{i=1}^{N} \omega_i \boldsymbol{P}_i^{-1} \hat{\boldsymbol{x}}_i, \tag{4.4}$$

$$\sum_{i=1}^{N} \omega_i = 1, \qquad \omega_i \in [0,1] \tag{4.5}$$

Für den Spezialfall von nur zwei Messungen vereinfachen sich die Fusionsgleichungen zu:

$$\boldsymbol{P}^{-1} = \omega \boldsymbol{P}_1^{-1} + (1-\omega)\, \boldsymbol{P}_2^{-1}, \tag{4.6}$$

$$\hat{\boldsymbol{x}} = \boldsymbol{P} \left[\omega \boldsymbol{P}_1^{-1} \hat{\boldsymbol{x}}_1 + (1-\omega)\, \boldsymbol{P}_2^{-1} \hat{\boldsymbol{x}}_2 \right]. \tag{4.7}$$

Substituiert man die Kovarianzmatrizen durch ihre Informationsmatrizen, ergibt sich:

$$\boldsymbol{I} = \omega \boldsymbol{I}_1 + (1-\omega)\boldsymbol{I}_2, \tag{4.8}$$

$$\hat{\boldsymbol{x}} = \boldsymbol{I}^{-1}\left(\omega \boldsymbol{I}_1 \hat{\boldsymbol{x}}_1 + (1-\omega)\boldsymbol{I}_2 \hat{\boldsymbol{x}}_2\right). \tag{4.9}$$

Anstelle von ω_1 und ω_2 wird in den Gleichungen (4.6) bis (4.7) aufgrund der Bedingung (4.5) nur ein Parameter ω verwendet, da sich der zweite durch den Ausdruck $1-\omega$ berechnen lässt. Die Parameter ω_i bzw. ω werden durch Lösung eines konvexen Optimierungsproblems bestimmt. Das Gütekriterium minimiert die Determinante der resultierenden Kovarianzmatrix $\boldsymbol{P}$:

$$\omega = \arg\min(\det(\boldsymbol{P})). \tag{4.10}$$

Die Determinante von $\boldsymbol{P}$ ist ein skalares Maß für die Gesamtunsicherheit des fusionierten Zustands. Die CI bestimmt somit aus der Schar der möglichen konsistenten Zustände den mit der geringsten Unsicherheit, siehe Abbildung 4.1. Die optimale Lösung der CI kann mit Hilfe von Standardmethoden zur konvexen Optimierung wie z.B. der Golden Section Search, bestimmt werden. Beispielcode zur Lösung der CI für Matlab ist in [HL01] zu finden.

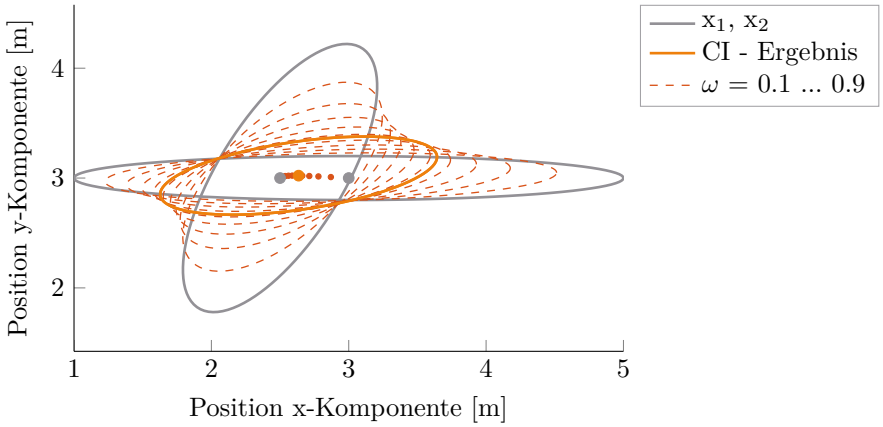


Abbildung 4.1: Die CI liefert aus der Schar der möglichen konsistenten Zustände den Zustand mit der geringsten Unsicherheit. Im zweidimensionalen Fall entspricht dies dem Zustand, dessen Kovarianzellipse die geringste Fläche aufweist.

4.1.3 Fast Covariance Intersection

Der zur Lösung des konvexen Optimierungsproblems der CI benötigte Rechenaufwand ist in der Praxis nicht immer erwünscht. Daher wurde von Niehsen in [Nie02] eine suboptimale Methode, die Fast Covariance Intersection (FCI), vorgestellt. In den insgesamt vier Varianten der Methode werden sowohl die Spur als auch die Determinante der Kovarianzmatrix $\boldsymbol{P}$ als skalares Maß für die zu minimierende Unsicherheit genutzt. Die vier suboptimalen geschlossenen Lösungen lauten:

$$\omega = \frac{\mathrm{tr}(\boldsymbol{P}_2)}{\mathrm{tr}(\boldsymbol{P}_1) + \mathrm{tr}(\boldsymbol{P}_2)}, \tag{4.11}$$

$$\omega = \frac{\det(\boldsymbol{P}_2)}{\det(\boldsymbol{P}_1) + \det(\boldsymbol{P}_2)}, \tag{4.12}$$

$$\omega = \frac{\mathrm{tr}(\boldsymbol{I}_2)}{\mathrm{tr}(\boldsymbol{I}_1) + \mathrm{tr}(\boldsymbol{I}_2)}, \tag{4.13}$$

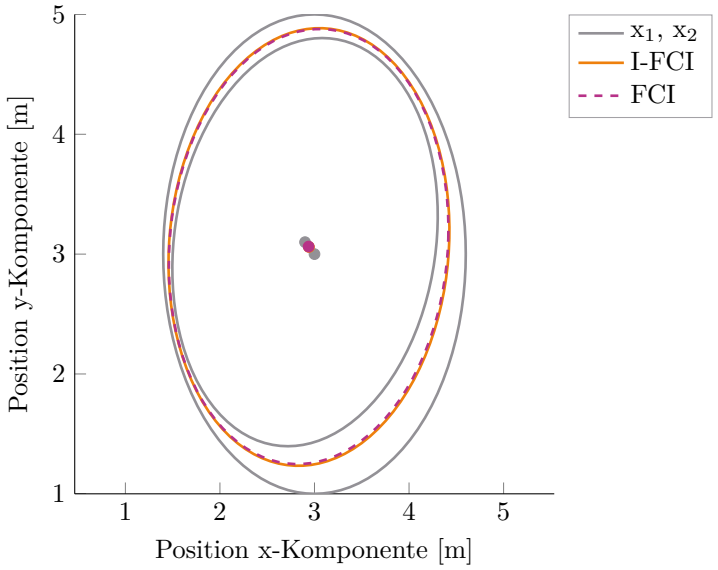
$$\omega = \frac{\det(\boldsymbol{I}_2)}{\det(\boldsymbol{I}_1) + \det(\boldsymbol{I}_2)}. \tag{4.14}$$

Nach [FH05] liefern die Lösungen nach den Gleichungen (4.12) und (4.14), die die Determinante als Unsicherheitsmaß nutzen, äquivalente Ergebnisse. Für die auf der Spur basierenden Lösungen, nach den Gleichungen (4.11) und (4.13), gilt dies nicht. Im Folgenden wird nur die determinanten-minimierende Variante nach den Gleichungen (4.12) und (4.14) betrachtet.

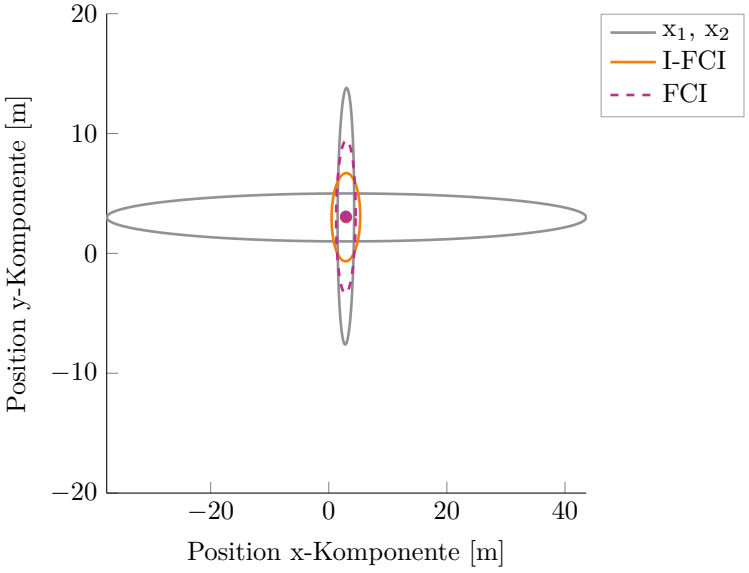
4.1.4 Improved Fast Covariance Intersection

Die determinanten-minimierende FCI liefert bei bestimmten Konstellationen der zu fusionierenden Zustände deutlich von der optimalen Lösung abweichende Ergebnisse. Fränken und Hüpper haben daher in [FH05] eine verbesserte Version der Methode, die Improved Fast Covariance Intersection (I-FCI) vorgestellt. Das Prinzip der Modifikation und die zwei Beispiele, anhand derer die Eigenschaften der FCI in [FH05] erläutert werden, sind im Folgenden zusammengefasst.

In beiden Beispielen von Fränken und Hüpper werden jeweils zwei zweidimensionale Zustände fusioniert. Im ersten Beispiel liegt die Kovarianzellipse des einen Zustands innerhalb der des zweiten, wobei beide Kovarianzellipsen eine ähnliche Größe aufweisen (siehe Abbildung 4.2a). Daher gilt in diesem Fall $\boldsymbol{P}_1 \approx \boldsymbol{P}_2$ was zu einer Lösung der FCI von $\omega \approx \frac{1}{2}$ führt. Die optimale Lösung hinsichtlich des Optimierungsproblems nach Gleichung (4.10) wäre in diesem Fall $\omega = 1$ zugunsten



(a) Beispiel 1



(b) Beispiel 2

Abbildung 4.2: Beispiele zur Erläuterung der Vorteile der I-FCI gegenüber der FCI nach [FH05].

des informativeren Zustands. Da in der gegebenen Konstellation die Wahl von $\omega \approx \frac{1}{2}$ zu einem vernachlässigbaren Fehler führt, da die Zustände nahezu identisch sind, wird dieses Verhalten in [FH05] als vernachlässigbar betrachtet.

Im zweiten Beispiel sind bei beiden Zuständen die beiden Zustandsgrößen stark unterschiedlich unsicher (siehe Abbildung 4.2b). Die Kovarianzellipsen haben damit eine stark elliptisch ausgeprägte Form. Die großen Hauptachsen der Kovarianzellipsen der beiden Zustände sind orthogonal und die große Hauptachse des einen Zustandes ist deutlich kleiner als die des anderen. Der Anteil der komplementären Information der beiden Zustände ist in diesem Beispiel sehr hoch und die optimale Lösung wäre $\omega \approx \frac{1}{2}$. Da einer der Zustände jedoch eine deutlich kleinere große Hauptachse der Kovarianzellipse als der andere besitzt, liefert die FCI die Lösung $\omega > \frac{1}{2}$ zugunsten des Zustands mit der kleineren großen Hauptachse der Kovarianzellipse. Dieses Verhalten erzeugt im Gegensatz zum ersten Beispiel einen deutlichen Fehler. Mit der Entwicklung der I-FCI wurde von Fränken und Hüpper in [FH05] bezweckt, das Verhalten in Konstellationen wie im zweiten Beispiel zu verbessern.

Die vollständige Herleitung der I-FCI ist in [FH05] zu finden. An dieser Stelle werden nur die wesentlichen Schritte für den Fall der Fusion zweier Zustände dargestellt, die erforderlich sind, um die Modifikation zu erläutern. Die Modifikation der FCI zur I-FCI umfasst drei Schritte. Der erste Schritt ist die Substitution von ω in der Gleichung (4.14) durch $\omega = (1-\alpha)/2$. Der Parameter α hat hierbei den Wertebereich $[-1 \dots 1]$. Der zweite Schritt ist die Multiplikation der Lösung für α mit einem Korrekturfaktor

$$\beta = \frac{\det(\boldsymbol{I}_2) + \det(\boldsymbol{I}_1)}{\det(\boldsymbol{I}_2 + \boldsymbol{I}_1)} \tag{4.15}$$

mit dem Wertebereich $[0 \dots 1]$. Damit kann mit $\beta = 0$ für ω der Wert $\frac{1}{2}$ in dem im zweiten Beispiel beschriebenen Fall erzwungen werden. Der Korrekturfaktor β berücksichtigt indirekt über die Determinante der Summe beider Informationsmatrizen die Orientierung der großen Hauptachsen der Kovarianzellipsen. Im dritten Schritt erfolgt die Rücksubstitution mit $\alpha = 1 - 2\omega$ mit anschließender Auflösung der Gleichung nach ω.

Bei der Fusion zweier Zustände lautet die suboptimale geschlossene Lösung der I-FCI für ω damit:

$$\tilde{\omega} = \frac{\det(\boldsymbol{I}_1 + \boldsymbol{I}_2) - \det(\boldsymbol{I}_2) + \det(\boldsymbol{I}_1)}{2\det(\boldsymbol{I}_1 + \boldsymbol{I}_2)}. \tag{4.16}$$

In [FH05] wird weiterhin die Berechnungsvorschrift der I-FCI für die Gewichte für

die Fusion von n Zuständen angegeben:

$$\tilde{\omega}_i = \frac{\det(\boldsymbol{I}) - \det(\boldsymbol{I} + \boldsymbol{I}_i) + \det(\boldsymbol{I}_i)}{n \det \boldsymbol{I} + \sum_{j=1}^{n} [\det(\boldsymbol{I}_j) - \det(\boldsymbol{I} - \boldsymbol{I}_j)]}, \tag{4.17}$$

$$\boldsymbol{I} = \sum_{j=1}^{n} \boldsymbol{I}_j. \tag{4.18}$$

4.1.5 Information Theoretic Fast Covariance Intersection

In [Hur02] wird von Hurley eine Variante der CI vorgestellt, die zur Bestimmung von ω ein informationstheoretisch motiviertes Gütemaß anwendet. Anstelle der Determinante wird die Chernoff-Information minimiert:

$$\mathcal{C}(p_1, p_2) \triangleq - \min_{0 \leq \omega \leq 1} \left(\log \int p_1^{\omega}(x) p_2^{1-\omega}(x) dx \right). \tag{4.19}$$

Hierbei sind p_1 und p_2 die Wahrscheinlichkeitsdichten zweier zu fusionierender Zustände. In [Hur02] wird gezeigt, dass für Gaußverteilungen die Berechnung der Chernoff-Information, bei gegebenem Parameter ω äquivalent zur Kombination der Verteilungen mit den Gleichungen der Covariance Intersection ist. Zur Fusion mit der Chernoff-Information wird diese zur Bestimmung von ω minimiert. Für das Minimum der Chernoff-Information gilt:

$$\mathcal{D}(p_\omega, p_1) = \mathcal{D}(p_\omega, p_2). \tag{4.20}$$

Hierbei ist $\mathcal{D}(p_i, p_j)$ die Kullback-Leibler-Divergenz zwischen den Wahrscheinlichkeitsdichten p_i und p_j:

$$\mathcal{D}(p_i, p_j) = \int p_i(x) \log \frac{p_i(x)}{p_j(x)} dx. \tag{4.21}$$

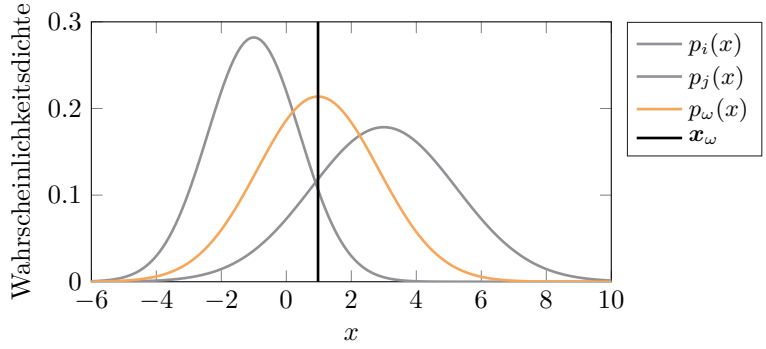
Sie berechnet sich für gaußverteilte Zustände zu:

$$\mathcal{D}(p_i, p_j) = \frac{1}{2} \left[\ln \frac{\det(\boldsymbol{P}_j)}{\det(\boldsymbol{P}_i)} + \boldsymbol{d}^T \boldsymbol{P}_j^{-1} \boldsymbol{d} + \operatorname{tr}(\boldsymbol{P}_i \boldsymbol{P}_j^{-1}) - n \right], \tag{4.22}$$

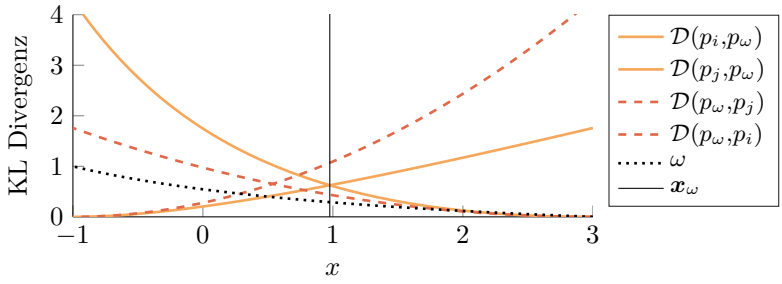
$$\boldsymbol{d} = (\boldsymbol{x}_i - \boldsymbol{x}_j). \tag{4.23}$$

Der Parameter n ist die Dimension die Zustands, siehe [BKR+12].

Da die Minimierung der Chernoff-Information rechentechnisch sehr aufwändig ist, wurde in [WL12] von Wang die suboptimale IT-FCI vorgestellt, die eine geschlossene



(a) Wahrscheinlichkeitsdichten



(b) Kullback Leibler Divergenz

Abbildung 4.3: Bei der IT-FCI wird als Fusionsergebnis der „halfway point“, $p_\omega(x)$, siehe [WL12], zwischen zwei Verteilungen gesucht. Darunter ist zu verstehen, dass die Kulback Leibler Divergenzen beider Zustände zum fusionierten identisch sind. Für den Erwartungswert $\boldsymbol{x}_\omega$ des mit der IT-FCI fusionierten Zustands, ist die Bedingung erfüllt, siehe Abbildung 4.3b.

Lösung besitzt. In Anlehnung an das Minimum der Chernoff-Information wurde für die suboptimale Lösung das Minimum approximiert mit:

$$\mathcal{D}(p_1, p_\omega) = \mathcal{D}(p_2, p_\omega). \tag{4.24}$$

Die Fusionsgleichung lautet:

$$\omega = \frac{\mathcal{D}(p_1, p_2)}{\mathcal{D}(p_1, p_2) + \mathcal{D}(p_2, p_1)}. \tag{4.25}$$

Das Funktionsprinzip ist in der Abbildung 4.3 dargestellt. Eine Erweiterung der IT-FCI zur Fusion von n Zuständen ist in [WL12] beschrieben. Die IT-FCI weist im Vergleich zur Determinanten-minimierenden CI ein stärker mittelndes Verhalten auf, da der Erwartungswert ebenfalls Einfluss auf das Fusionsergebnis hat.

4.1.6 Sampling Covariance Intersection

Die SaCI wurde in [TBC10] von Tian vorgestellt und in [BWT11] für die Track-2-Track-Fusion empfohlen. Ihre Entwicklung war motiviert durch den Informationsverlust, den die konservative Fusionstrategie der CI praktisch mit sich bringt, siehe [TBC10]. Als Beispiel wird in [TBC10] eine Konstellation ähnlich der in der Abbildung 4.2b angeführt. Die beiden Zustände haben die Kovarianzmatrizen:

$$\boldsymbol{P}_1 = \begin{bmatrix} 100 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \tag{4.26}$$

$$\boldsymbol{P}_2 = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 100 \end{bmatrix}. \tag{4.27}$$

Die Zustände werden mit $\omega = \frac{1}{2}$ fusioniert, womit sich für den fusionierten Zustand die Kovarianzmatrix

$$\boldsymbol{P} = \begin{bmatrix} 1.98 & 0 \\ 0 & 1.98 \end{bmatrix} \tag{4.28}$$

ergibt. Die Standardabweichung fällt beim fusionierten Zustand für beide Komponenten des Zustandes näherungsweise um den Faktor $\sqrt{2}$ höher aus als im jeweils besten Fall bei den Eingangsdaten. Ursache ist, dass die Schnittmenge der Kovarianzellipsen im Beispiel eine näherungsweise quadratische Fläche beschreiben, die durch die CI durch eine Kovarianzellipse approximiert wird. Um ein garantiert konsistentes Ergebnis zu erhalten, müssen im Beispiel alle vier Schnittpunkt der Kovarianzellipsen der zu fusionierenden Zustände auf der Kovarianzellipse des fusionierten Zustandes liegen. Die resultierende Unsicherheit in Form der Fläche der Kovarianzellipse ist damit zwangsläufig größer als die der näherungsweise quadratischen Schnittmenge.

Bei der SaCI wird durch eine Skalierung der fusionierten Kovarianzmatrix angestrebt, einen Informationsgewinn zu erzielen. Durch einen Tuningparameter u kann die Kovarianzellipse so verkleinert werden, dass sie auch innerhalb der Schnittmege der Kovarianzellipsen der zu fusionierenden Zustände liegen kann, was in Bezug auf das Beispiel einem Informationsgewinn entspricht. Hierfür werden die n zu fusionierenden Zustände zunächst als statistisch unabhängig betrachtet und entsprechend nach der

SCC-Methode fusioniert (siehe Abschnitt 4.1.1):

$$\boldsymbol{P}_o^{-1} = \sum_{i=1}^{n} \boldsymbol{P}_i^{-1}, \tag{4.29}$$

$$\hat{\boldsymbol{x}} = \boldsymbol{P}_o \left(\sum_{i=1}^{n} \boldsymbol{P}_i^{-1} \hat{\boldsymbol{x}}_i \right). \tag{4.30}$$

Anschließend wird die Größe der fusionierten Kovarianzmatrix mit Hilfe eines Sampling-Prozesses adaptiert. Hierzu werden M Stichproben $\boldsymbol{x}_j, j = 1, \ldots, M$ aus der Verteilung $\mathcal{N}(\boldsymbol{x}; \boldsymbol{0}, \boldsymbol{P}_o)$ gezogen. In [TBC10] wurde $M = 100$ gewählt.

Aus den Stichproben werden die beiden Parameter r_{max} und r_{min} berechnet:

$$r_{max} = \max_{j=1,\ldots,M} \frac{\hat{\boldsymbol{x}}_j^T \boldsymbol{P}_o^{-1} \hat{\boldsymbol{x}}_j}{\max\limits_{i=1,\ldots,n} \hat{\boldsymbol{x}}_j^T \boldsymbol{P}_i^{-1} \hat{\boldsymbol{x}}_j}, \tag{4.31}$$

$$r_{min} = \min_{j=1,\ldots,M} \frac{\hat{\boldsymbol{x}}_j^T \boldsymbol{P}_o^{-1} \hat{\boldsymbol{x}}_j}{\max\limits_{i=1,\ldots,n} \hat{\boldsymbol{x}}_j^T \boldsymbol{P}_i^{-1} \hat{\boldsymbol{x}}_j}. \tag{4.32}$$

Die Kovarianzmatrix wird anschließend in [TBC10] wie folgt adaptiert:

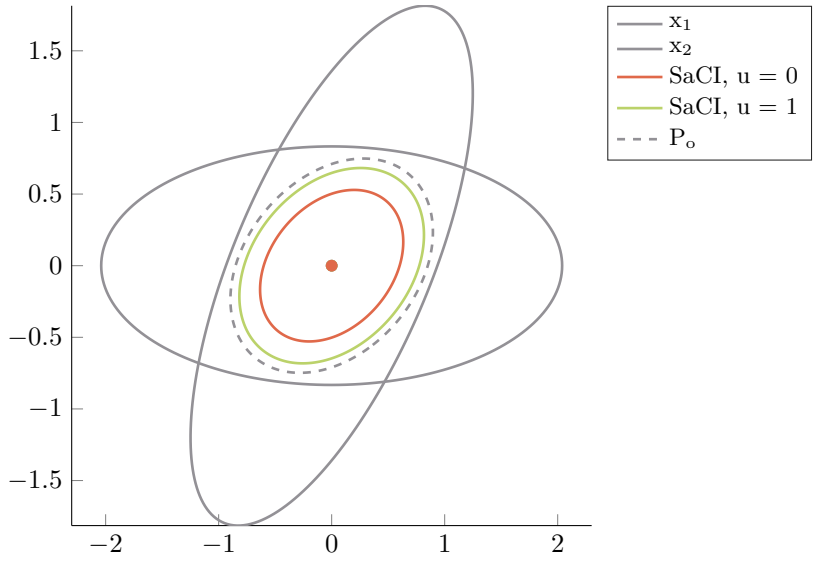
$$\boldsymbol{P} = \frac{\boldsymbol{P}_o}{u \cdot r_{min} + (1-u) \cdot r_{max}}. \tag{4.33}$$

Mit dieser Gleichung ergeben sich jedoch inkonsistente Ergebnisse, siehe Abbildung 4.4a. Mit der korrigierten Gleichung

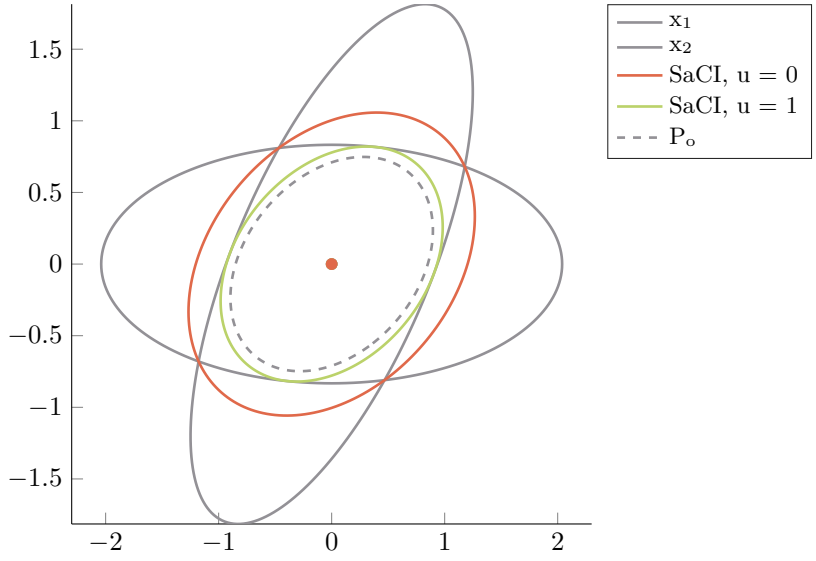
$$\boldsymbol{P} = \boldsymbol{P}_o (u \cdot r_{min} + (1-u) \cdot r_{max}) \tag{4.34}$$

erhält man konsistente Ergebnisse (siehe Abbildung 4.4b). Hier wird mit dem Kehrwert des Skalierungsfaktors aus der Gleichung (4.33) skaliert. Die Abbildung 4.4b stimmt mit dem in [TBC10] dargestellten Beispiel überein.

Anhand der Abbildung 4.4b lässt sich das Prinzip der Heuristik zur Skalierung der Matrix $\boldsymbol{P}_o$ erläutern. Für den Parameter $u = 0$ wird $\boldsymbol{P}_o$ mit r_{min} skaliert, für $u = 1$ mit r_{max}. Die Parameter r_{min} und r_{max} sind Skalierungsfaktoren. Eine Skalierung von $\boldsymbol{P}_o$ mit r_{min} erzeugt eine Kovarianzmatrix, deren Unsicherheitsellipse die Ellipsen der zu fusionierenden Zustände berührt. Mit r_{max} erhält man eine Matrix aus dem Lösungsraum der CI, deren Unsicherheitsellipse die Ellipsen der zu fusionierenden Zustände in deren gemeinsamen Schnittpunkten schneidet.



(a) Fusion mit der Skalierung aus [TBC10], liefert inkonsistente Ergebnisse.



(b) Fusion mit korrigierter Skalierung nach Gleichung (4.34).

Abbildung 4.4: Beispiel der Fusion zweier Zustände mit der SaCI nach [TBC10]. Mit der korrigierten Skalierung stimmt die Abbildung 4.4b mit dem Beispiel aus [TBC10] überein.

Die Schnittpunkte $\boldsymbol{x}_S$ der Unsicherheitsellipsen zweier Zustände erfüllen die folgenden Gleichungen:

$$\boldsymbol{x}_S^T \boldsymbol{P}_1^{-1} \boldsymbol{x}_S = \lambda, \tag{4.35}$$

$$\boldsymbol{x}_S^T \boldsymbol{P}_2^{-1} \boldsymbol{x}_S = \lambda. \tag{4.36}$$

Die Unsicherheitsellipsen der gesuchten Skalierungen von $\boldsymbol{P}_o$ haben beide gemeinsame Schnittpunkte mit den Ellipsen von $\boldsymbol{P}_1$ und $\boldsymbol{P}_2$. Daher gelten die folgenden Gleichungen:

$$\boldsymbol{x}_S^T \boldsymbol{P}_o^{-1} \boldsymbol{x}_S = r\lambda, \tag{4.37}$$

$$\boldsymbol{x}_S^T \boldsymbol{P}_i^{-1} \boldsymbol{x}_S = \lambda. \tag{4.38}$$

Durch Division der beiden Gleichungen erhält man den in den Gleichungen (4.31) und (4.32) genutzten Term zur Ermittlung der Skalierungsfaktoren.

Nachteil der SaCI ist der bislang fehlende Konsistenzbeweis für eine gewählte Parametrierung von u. Weiterer Nachteil ist der hohe Rechenaufwand durch den Samplingprozess.

4.2 Methoden mit Zusatzinformation

Die hier betrachteten Track-2-Track-Fusionsmethoden mit Zusatzinformation sind die Cross Covariance Methode, das Split Covariance Intersection Filter (SCIF), die Information Matrix Fusion (IMF) und ihre verallgemeinerte Form, die Generalized Information Matrix Fusion (GIMF). Die Methoden benötigen neben den Erwartungswerten und Kovarianzmatrizen aus dem Update-Schritt der lokalen Filter weitere Information, siehe Tabelle 4.1.

Durch die Berücksichtigung der Zusatzinformation kann ein höherer Informationsgewinn als bei den Methoden ohne Zusatzinformation erzielt werden. Da der Anteil der gemeinsamen Information der zu fusionierenden Zustände über die Zusatzinformation berücksichtigt wird, können inkonsistente Fusionsergebnisse vermieden werden. Einschränkungen hinsichtlich der praktischen Anwendbarkeit bei den Methoden mit Zusatzinformation ergeben sich in erster Linie aus der Verfügbarkeit der Zusatzinformation. Die Verfügbarkeit kann durch eine zu geringe Übertragungsbandbreite eingeschränkt sein, aber auch speziell bei benötigten prädizierten Zuständen an einem fehlenden Rückkanal zu den lokalen Filtern, die den vom Fusionszentrum vorgegebenen Prädiktionszeitpunkt kennen müssen.

		Cross Covariance	SCIF	IMF	GIMF
Kreuzkovarianzmatrix zwischen beiden Filtern	$\boldsymbol{P}_{12}(k)$	✓	-	-	-
Transitionsmatrizen beider Filter	$\boldsymbol{\Phi}_{1,2}(k)$	✓	-	-	-
Messmatrizen beider Filter	$\boldsymbol{H}_{1,2}(k)$	✓	-	-	-
Kalman-Gain beider Filter	$\boldsymbol{K}_{1,2}(k)$	✓	-	-	-
Kovarianzmatrix des Systemrauschens	$\boldsymbol{Q}(k)$	✓	-	-	-
Kovarianzmat. der stoch. unabhängigen Anteile beider Filter	$\boldsymbol{P}^{i}_{1,2}(k\|k)$	-	✓	-	-
Erwartungswerte aus dem Prädiktionsschritt beider Filter	$\hat{\boldsymbol{x}}_{1,2}(k\|k-1)$	-	-	✓	-
Kovarianzmatrizen aus dem Prädiktionsschritt beider Filter	$\boldsymbol{P}_{1,2}(k\|k-1)$	-	-	✓	-
Erwartungswert zur Fusionszeit t_f	$\hat{\boldsymbol{x}}_1(t_f\|t_f)$	-	-	-	✓
Kovarianzmatrix zur Fusionszeit t_f	$\boldsymbol{P}_1(t_f\|t_f)$	-	-	-	✓
Prädizierter Erwartungswert von t_1 auf die Fusionszeit t_f	$\hat{\boldsymbol{x}}_2(t_f\|t_1)$	-	-	-	✓
Prädizierte Kovarianzmatrix von t_1 auf die Fusionszeit t_f	$\boldsymbol{P}_2(t_f\|t_1)$	-	-	-	✓
Prädizierter Erwartungswert von $t_2 > t_1$ auf die Fusionszeit t_f	$\hat{\boldsymbol{x}}_2(t_f\|t_2)$	-	-	-	✓
Prädizierte Kovarianzmatrix von $t_2 > t_1$ auf die Fusionszeit t_f	$\boldsymbol{P}_2(t_f\|t_2)$	-	-	-	✓

Tabelle 4.1: Zusätzlich benötigte Größen für die Track-2-Track-Fusionsmetoden mit Zusatzinformation, für die Fusion zweier Zustände.

4.2.1 Cross Covariance

Bei der Track-2-Track-Fusion sind die zu fusionierenden Zustandsschätzungen durch die bereits in den lokalen Trackern erfolgte zeitliche Filterung korreliert. Die Kreuzkovarianz zwischen den zu fusionierenden Zuständen $\boldsymbol{P}_{ij}$ muss daher bei der Fusion berücksichtigt werden. Eine Herleitung der Cross Covariance Methode, die die Kreuzkovarianz der zu fusionierenden Zustände berücksichtigt, ist in [BL95, S.450] zu finden.

Die Fusionsgleichungen der Cross Covariance Methode lauten:

$$\hat{\boldsymbol{x}} = \hat{\boldsymbol{x}}_i + (\boldsymbol{P}_i - \boldsymbol{P}_{ij})(\boldsymbol{P}_i + \boldsymbol{P}_j - \boldsymbol{P}_{ij} - \boldsymbol{P}_{ji}^T)^{-1}(\hat{\boldsymbol{x}}_j - \hat{\boldsymbol{x}}_j), \tag{4.39}$$

$$\boldsymbol{P} = \boldsymbol{P}_i - (\boldsymbol{P}_i - \boldsymbol{P}_{ij})(\boldsymbol{P}_i + \boldsymbol{P}_j - \boldsymbol{P}_{ij} - \boldsymbol{P}_{ji}^T)^{-1}(\boldsymbol{P}_i - \boldsymbol{P}_{ij}^T)^T. \tag{4.40}$$

Die Cross Covariance Methode liefert optimale Ergebnisse, wenn die zu fusionierenden Zustände gaußverteilt sind, siehe [BL95, S.450]. Wesentlicher Nachteil der Methode ist, dass die Kreuzkovarianz $\boldsymbol{P}_{ij}$ meist nicht bekannt ist. Analytische Lösungen existieren in der Literatur nur für einfache lineare Filter. Um diese Lösungen anwenden zu können, müssen alle Systemmatrizen der lokalen Filter im Fusionszentrum bekannt sein. Ein Beispiel aus [Bar81] für zwei lineare Kalman-Filter ist:

$$\begin{aligned}\boldsymbol{P}_{ij}(k|k) = {} & (\boldsymbol{I} - \boldsymbol{K}_i(k)\boldsymbol{H}_i(k))\,\boldsymbol{\Phi}_i(k)\boldsymbol{P}_{ij}(k-1|k-1)\boldsymbol{\Phi}_j^T(k)\,(\boldsymbol{I} - \boldsymbol{K}_j(k)\boldsymbol{H}_j(k))^T \\ & + (\boldsymbol{I} - \boldsymbol{K}_i(k)\boldsymbol{H}_i(k))\,\boldsymbol{Q}(k)\,(\boldsymbol{I} - \boldsymbol{K}_j(k)\boldsymbol{H}_j(k))^T\,.\end{aligned} \tag{4.41}$$

4.2.2 Split Covariance Intersection

Ein Nachteil der Covariance Intersection (CI) ist, dass diese die zu fusionierende Information als vollständig stochastisch abhängig behandelt, was in der Praxis zu übermäßig konservativen Fusionsergebnissen führt. Julier und Uhlmann haben daher die Split Covariance Intersection (SCI) entwickelt, die den stochastisch abhängigen und unabhängigen Anteil der Information explizit berücksichtigt, siehe [HL01]. Hierzu wird die Kovarianz eines Zustandes als Summe eines stochastisch abhängigen Anteils $\boldsymbol{P}^d$ und eines stochastisch unabhängigen Anteils $\boldsymbol{P}^i$ modelliert:

$$\boldsymbol{P} = \boldsymbol{P}^d + \boldsymbol{P}^i. \tag{4.42}$$

Die Gleichungen der SCI lauten:

$$\boldsymbol{P}_1 = \boldsymbol{P}_1^d/w + \boldsymbol{P}_1^i, \tag{4.43}$$
$$\boldsymbol{P}_2 = \boldsymbol{P}_2^d/(1-w) + \boldsymbol{P}_2^i, \tag{4.44}$$
$$\boldsymbol{P}^{-1} = \boldsymbol{P}_1^{-1} + \boldsymbol{P}_2^{-1}, \tag{4.45}$$
$$\boldsymbol{x} = \boldsymbol{P}\left(\boldsymbol{P}_1^{-1}\boldsymbol{x}_1 + \boldsymbol{P}_2^{-1}\boldsymbol{x}_2\right), \tag{4.46}$$
$$\boldsymbol{P}^i = \boldsymbol{P}\left(\boldsymbol{P}_1^{-1}\boldsymbol{P}_1^i\boldsymbol{P}_1^{-1} + \boldsymbol{P}_2^{-1}\boldsymbol{P}_2^i\boldsymbol{P}_2^{-1}\right)\boldsymbol{P}, \tag{4.47}$$
$$\boldsymbol{P}^d = \boldsymbol{P} - \boldsymbol{P}^i. \tag{4.48}$$

Die Berechnung des Parameters ω muss durch konvexe Optimierung erfolgen. Näherungslösungen sind derzeit noch nicht bekannt. Als Optimierunsgmethode kann z.B. die Suche nach dem goldenen Schnitt[1] eingesetzt werden.

Um mit der SCI einen höheren Informationsgewinn zu erzielen als mit der CI, muss der stochastisch unabhängige Anteil der Kovarianz bekannt sein. Die Zustandsfilter in den lokalen Trackern müssen daher die Information in der Split-Form liefern können. In den Arbeiten von Li und Nashashibi wurde daher auf Basis der SCI das SCIF entwickelt, siehe [LNL+13], [LN13]. Das SCIF entspricht im Falle totaler stochastischer Abhängigkeit der zu fusionierenden Zustände der CI und im umgekehrten Fall der totalen stochastischen Unabhängigkeit dem Kalman-Filter.

Die Fusionsgleichungen des SCIF lauten:

$$\boldsymbol{P}_1 = \boldsymbol{P}_1^d/w + \boldsymbol{P}_1^i, \tag{4.49}$$
$$\boldsymbol{P}_2 = \boldsymbol{P}_2^d/(1-w) + \boldsymbol{P}_2^i, \tag{4.50}$$
$$\boldsymbol{K} = \boldsymbol{P}_1\boldsymbol{H}^T\left(\boldsymbol{H}\boldsymbol{P}_1\boldsymbol{H}^T + \boldsymbol{P}_2\right)^{-1}, \tag{4.51}$$
$$\boldsymbol{x} = \boldsymbol{x}_1 + \boldsymbol{K}\left(\boldsymbol{x}_2 - \boldsymbol{H}\boldsymbol{x}_1\right), \tag{4.52}$$
$$\boldsymbol{P} = \left(\boldsymbol{I} - \boldsymbol{K}\boldsymbol{H}\right)\boldsymbol{P}_1, \tag{4.53}$$
$$\boldsymbol{P}^i = \left(\boldsymbol{I} - \boldsymbol{K}\boldsymbol{H}\right)\boldsymbol{P}_1^i\left(\boldsymbol{I} - \boldsymbol{K}\boldsymbol{H}\right)^T + \boldsymbol{K}\boldsymbol{P}_2^i\boldsymbol{K}^T, \tag{4.54}$$
$$\boldsymbol{P}^d = \boldsymbol{P} - \boldsymbol{P}^i. \tag{4.55}$$

Um das SCIF für die fahrzeugübergreifende Informationsfusion zu nutzen, müssen in den lokalen Perzeptionssystemen Kalman-Filter durch das SCIF ersetzt werden, damit Ergebnisse in der Split-Form vorliegen und kommuniziert werden können.

[1] engl. *golden section search*

4.2.3 Information Matrix Fusion

Die Information Matrix Fusion (IMF) geht auf die Arbeiten von [Cho79] und [Spe79] zurück. Die Fusionsgleichungen lauten nach [BWT11, S.559ff.]

$$\boldsymbol{P}(k|k)^{-1} = \boldsymbol{P}(k|k-1)^{-1} + \sum_{i=1}^{n} \boldsymbol{P}_i(k|k)^{-1} - \boldsymbol{P}_i(k|k-1)^{-1}, \tag{4.56}$$

$$\begin{aligned}\boldsymbol{P}(k|k)^{-1}\hat{\boldsymbol{x}}(k|k) = {} & \boldsymbol{P}(k|k-1)^{-1}\hat{\boldsymbol{x}}(k|k-1) \\ & + \sum_{i=1}^{n} \boldsymbol{P}_i(k|k)^{-1}\hat{\boldsymbol{x}}_i(k|k) - \boldsymbol{P}_i(k|k-1)^{-1}\hat{\boldsymbol{x}}_i(k|k-1).\end{aligned} \tag{4.57}$$

Das Funktionsprinzip des IMF wird deutlich, wenn man die Gleichungen des Filterschritts des Kalman-Filters in der Informationsform

$$\boldsymbol{P}_i(k|k)^{-1} = \boldsymbol{P}_i(k|k-1)^{-1} + \boldsymbol{H}_i(k)^T \boldsymbol{R}_i(k)^{-1} \boldsymbol{H}_i(k), \tag{4.58}$$

$$\boldsymbol{P}_i(k|k)^{-1}\boldsymbol{x}_i(k|k) = \boldsymbol{P}_i(k|k-1)^{-1}\boldsymbol{x}_i(k|k-1) + \boldsymbol{H}_i(k)^T \boldsymbol{R}_i(k)^{-1} \boldsymbol{z}_i(k) \tag{4.59}$$

wie folgt umformt:

$$\boldsymbol{P}_i(k|k)^{-1} - \boldsymbol{P}_i(k|k-1)^{-1} = \boldsymbol{H}_i(k)^T \boldsymbol{R}_i(k)^{-1} \boldsymbol{H}_i(k), \tag{4.60}$$

$$\boldsymbol{P}_i(k|k)^{-1}\boldsymbol{x}_i(k|k) - \boldsymbol{P}_i(k|k-1)^{-1}\boldsymbol{x}_i(k|k-1) = \boldsymbol{H}_i(k)^T \boldsymbol{R}_i(k)^{-1} \boldsymbol{z}_i(k). \tag{4.61}$$

Die Terme (4.60) und (4.61) in den Summen in den Gleichungen (4.56) und (4.57) entsprechen verallgemeinert dem Informationsgewinn[2] zwischen zwei Zeitschritten. Im konkreten Beispiel entspricht der Informationsgewinn dem Beitrag der Messung im Filterschritt.

Die IMF entspricht der Tracklet-Fusion, die u.a. in [Koc14] beschrieben wird. Als Tracklet werden die beiden Terme

$$\boldsymbol{P}_i^{*-1}(k|k) = \boldsymbol{P}_i(k|k)^{-1} - \boldsymbol{P}_i(k|k-1)^{-1}, \tag{4.62}$$

$$\boldsymbol{x}_i^*(k|k) = \boldsymbol{P}_i^*(k|k)\left(\boldsymbol{P}_i(k|k)^{-1}\hat{\boldsymbol{x}}_i(k|k) - \boldsymbol{P}_i(k|k-1)^{-1}\hat{\boldsymbol{x}}_i(k|k-1)\right), \tag{4.63}$$

aus den Gleichungen (4.56) und (4.57) bezeichnet.

[2] engl. *information gain*

4.2.4 Generalized Information Matrix Fusion

In [TB10] wird mit der Generalized Information Matrix Fusion (GIMF) eine Verallgemeinerung des IMF hinsichtlich der Fusion asynchroner und Out-of-Sequence Daten vorgestellt. In [TBY+11] wird die GIMF für die Fusion heterogener Track-Quellen eingesetzt.

Die Gleichungen der GIMF lauten im Fall der Fusion zweier Zustände:

$$\boldsymbol{P}(t_f)^{-1} = \boldsymbol{P}_1(t_f|t_f)^{-1} + [\boldsymbol{P}_2(t_f|t_2)^{-1} - \boldsymbol{P}_2(t_f|t_1)^{-1}], \tag{4.64}$$

$$\begin{aligned}\boldsymbol{P}(t_f)^{-1}\boldsymbol{x}(t_f) = {} & \boldsymbol{P}_1(t_f|t_f)^{-1}\boldsymbol{x}_1(t_f|t_f) \\ & + [\boldsymbol{P}_2(t_f|t_2)^{-1}\boldsymbol{x}_2(t_f|t_2) - \boldsymbol{P}_2(t_f|t_1)^{-1}\boldsymbol{x}_2(t_f|t_1)].\end{aligned} \tag{4.65}$$

Für die Zeiten t_f, t_1 und t_2 gilt hierbei $t_1 < t_2 \leq t_f$.

Analog zu den Gleichungen (4.56) und (4.57) der IMF lassen sich die Gleichungen der GIMF für die Fusion von n Quellen formulieren.

In [TBY+11] werden Teilterme der Fusionsgleichungen analog zu den Gleichungen (4.60) und (4.61) als verallgemeinerte Messungen betrachtet:

$$\boldsymbol{R}(t_f)^{-1} = [\boldsymbol{P}_2(t_f|t_2)^{-1} - \boldsymbol{P}_2(t_f|t_1)^{-1}], \tag{4.66}$$

$$\boldsymbol{z}(t_f) = \boldsymbol{R}(t_f)[\boldsymbol{P}_2(t_f|t_2)^{-1}\boldsymbol{x}_2(t_f|t_2) - \boldsymbol{P}_2(t_f|t_1)^{-1}\boldsymbol{x}_2(t_f|t_1)]. \tag{4.67}$$

Die GIMF entspricht der in [Mun12] untersuchten Forward-Prediction Fusion and Decorrelation (FPFD)-Methode zur Verarbeitung zeitlich ungeordneter Sensordaten aus [Rhé08]. Die Methode ist nach [Mun12] auch aus [LB04] unter dem Namen Zwei-Schritt-Methode bekannt.

Bei der fahrzeugübergreifenden Informationsfusion kann die für die Fusion mit der GIMF benötigte Zusatzinformation, die Prädiktionen zeitlich zurückliegender Zustände auf den Fusionszeitpunkt, auf Empfängerseite durch Zwischenspeicherung alter Zustände und anschließende Prädiktion erzeugt werden.

4.3 Zusammenfassung und Diskussion

Methoden ohne Zusatzinformation

Von den vorgestellten Methoden ohne Zusatzinformation sind prinzipiell alle im realisierten fahrzeugübergreifenden Informationsfusionssystem anwendbar (siehe Kapitel 6). Die SCC berücksichtigt die Trackkorrelation nicht und ist damit praktisch nicht zu empfehlen, da hierdurch inkonsistente Ergebnisse entstehen können. Sie wird jedoch in dieser Arbeit im Kapitel 7 auf Grund dieser Eigenschaft genutzt, um zu belegen, dass ohne Berücksichtigung der Trackkorrelation in der Fusionmethode mit den evaluierten Daten keine konsistenten Fusionsergebnisse erzielt werden können. Von der Fast Covariance Intersection (FCI) existiert mit der Improved Fast Covariance Intersection (I-FCI) eine verbesserte Variante. In dieser Arbeit wird daher die I-FCI stellvertretend für die verschiedenen Varianten der FCI betrachtet. Neben der I-FCI und der SCC werden in der Evaluierung in Kapitel 7 ebenfalls die IT-FCI und die Sampling Covariance Intersection (SaCI) untersucht. Die IT-FCI wird untersucht, da sie im Gegensatz zur I-FCI auch die Erwartungswerte der zu fusionierenden Zustände bei der Gewichtung berücksichtigt. Die SaCI wird untersucht, da sie mit einem Sampling-Ansatz eine weitere unterschiedliche Herangehensweise verfolgt. Ein Vergleich der I-FCI, IT-FCI und der SaCI wurde bereits vorab veröffentlicht [SD14]. Die Methoden werden in Kapitel 7 erneut untersucht, um diese in Kombination mit weiteren Fusionsschemata, die in Kapitel 6 beschrieben werden, zu vergleichen.

Methoden ohne Zusatzinformation

Unter den Methoden mit Zusatzinformation ist die Cross Covariance Methode die älteste bekannte Track-2-Track-Fusionsmethode und findet daher hier Erwähnung. Sie ist aus mehreren Gründen nicht für die fahrzeugübergreifende Informationsfusion geeignet. Für die benötigte Kreuzkovarianz $\boldsymbol{P}_{ij}$ ist nur für Kalman-Filter in Verbindung mit linearen Bewegungsmodellen eine analytische Lösung bekannt. Dies schränkt die Auswahl der Filtermethoden und Bewegungsmodelle in den fahrzeuglokalen Perzeptionssystemen in der Praxis zu stark ein. Weiterhin ist der Kommunikationsaufwand gegenüber dem der Methoden ohne Zusatzinformation um ein Vielfaches höher, da zur Berechnung der Track-Kreuzkovarianz alle Systemmatrizen der lokalen Filter kommuniziert werden müssen. Das Split Covariance Intersection Filter (SCIF) hat hingegen ein sehr gutes Kosten-Nutzen-Verhältnis beim Kommunikationsaufwand, da nur eine zusätzliche Kovarianzmatrix pro Track übertragen werden muss. Beim SCIF wird die Kovarianz mit Hilfe der sogenannten Split-Form modelliert. Die Split-Form setzt sich aus zwei Kovarianzmatrizen zusammen, die jeweils den stochastisch abhängigen und unabhängigen Anteil der Kovarianzmatrix repräsentieren. Hierdurch können ein Informationsgewinn erzielt und gleichzeitig die Konsistenz

gewährleistet werden. Nachteil der Methode ist die Anforderung an die Quellen, ebenfalls das SCIF zu nutzen, damit diese Information in der Split-Form liefern können. Aus diesem Grund wird auch das SCIF in dieser Arbeit nicht weiter untersucht. Von den Methoden IMF und GIMF wird die GIMF als einzige Methode mit Zusatzinformation in dieser Arbeit betrachtet. Die GIMF ist eine verallgemeinerte Variante der IMF, die im Gegensatz zur IMF auf asynchrone Quellen angewandt werden kann. Die für die GIMF benötigte Zusatzinformation ist durch Speicherung der Kommunikationsnachrichten aus dem letzten Zeitschritt der lokalen Quellen verfügbar.

Fusion von n Quellen

Für alle beschriebenen Methoden, abgesehen vom SCIF und der Cross Covariance Methode, existieren Varianten, mit denen eine beliebige Anzahl von Messungen simultan fusioniert werden kann. Die simultane Fusion mehrerer Zustände führt bei den Varianten der CI prinzipbedingt zu einer verbesserten Schätzung gegenüber einer sequentiellen Verarbeitung. Da in den in dieser Arbeit betrachteten Datensätzen maximal zwei Quellen Information über ein beobachtetes Fahrzeug liefern, wurden die Varianten zur Fusion beliebig vieler Messungen nicht berücksichtigt. Liegt praktisch Information aus mehr als zwei Quellen vor, ist die Betrachtung der simultanen Fusion bei den CI sinnvoll. Hierfür wird allerdings ein Verfahren zur Datenassoziation benötigt, das die korrespondierende Objektinformation aus mehr als zwei Objektlisten für die Fusion ermittelt. Derartige Verfahren sind nicht Gegenstand dieser Arbeit. Daher wird die Fusion von n Quellen nicht betrachtet.

Kapitel 5

Kooperative Perzeption

Kooperative Perzeption ist eine Technik, mit der eine Gruppe von Systemen durch Austausch von Informationen die Informationsbasis jedes einzelnen Systems in der Gruppe erweitern kann. Hierdurch können z.B. der Wahrnehmungsradius und die Informationsgüte verbessert werden. Die ausgetauschte Information wird mit Hilfe einer systemübergreifenden Informationsfusion in jedem System zu einem spezifischen erweiterten Umfeldmodell zusammengefasst. In dieser Arbeit wird der Begriff fahrzeugübergreifende Informationsfusion[1] verwendet, da die Fusion der ausgetauschten Information ausschließlich in Fahrzeugen stattfindet.

Die Abbildung 5.1 veranschaulicht das Prinzip der kooperativen Perzeption anhand eines Beispieles zur Kreuzungsassistenz. Die Kreuzungsassistenz ist die Hauptanwendung für das in dieser Arbeit entworfene fahrzeugübergreifende Informationsfusionssystem. Das Eigenfahrzeug (grün) und das vorfahrtsberechtigte Fahrzeug (rot) befinden sich auf Kollisionskurs. Betrachtet man die Sichtfelder der beiden Fahrzeuge, so können weder die Fahrer noch die fahrzeuglokale Sensorik das jeweils andere Fahrzeug wahrnehmen. Das Folgefahrzeug (orange) kann das vorfahrtsberechtigte Fahrzeug detektieren und dessen dynamischen Zustand an das Eigenfahrzeug kommunizieren. Das Eigenfahrzeug besitzt somit die notwendige Informationsbasis, um mit Hilfe der fahrzeugübergreifenden Informationsfusion ein erweitertes Umfeldmodell für ein Warnsystem zu generieren.

Der Entwurf eines fahrzeugübergreifenden Informationsfusionssystems als Komponente eines Kreuzungsassistenzsystems stellt das Kernstück dieser Arbeit dar und wird in Kapitel 6 beschrieben. Im Folgenden wird daher in Abschnitt 5.1 ein Überblick über relevante Forschungsprojekte zum Thema C2X-basierter Kreuzungsassistenz und den Stand der Technik im Bereich der hierfür benötigten fahrzeugübergreifenden Informationsfusion gegeben.

[1] engl. *inter-vehicle information-fusion*

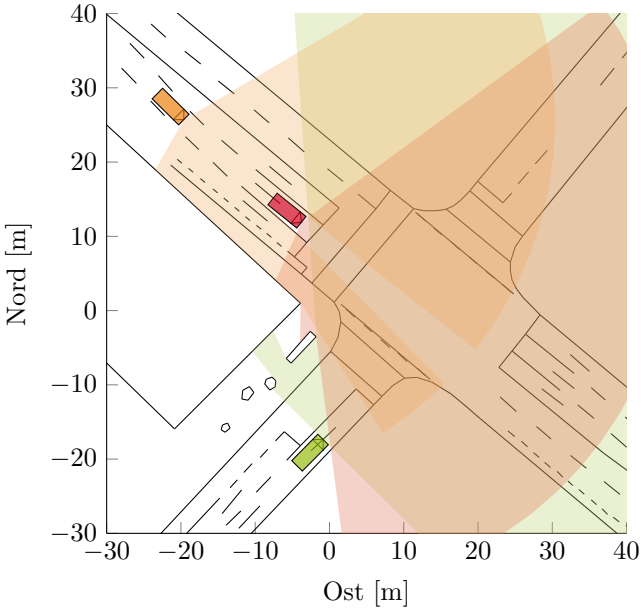


Abbildung 5.1: Perzeptionsfelder von Fahrzeugen im Kreuzungsbereich. Das grüne und das rote Fahrzeug befinden sich auf Kollisionskurs. Eine direkte Sichtverbindung zwischen beiden besteht nicht. Durch Kommunikation des roten oder orangenen Fahrzeugs kann das Umfeldmodell des grünen erweitert und eine Kollision vermieden werden.

In den Abschnitten 5.2 und 5.3 werden die verwendeten Informationsquellen Lokalisierung und lokale Perzeption beschrieben. Zusätzlich werden die speziellen Anforderungen an die Systeme und die Methoden zur Aufbereitung der Daten erläutert, die für die hier realisierte Form der fahrzeugübergreifenden Informationsfusion erforderlich sind. Zu den speziellen Anforderungen gehören der Umfang und die notwendige Genauigkeit der Daten und insbesondere die Verfügbarkeit von präzisen Zeitstempeln bezüglich einer globalen Zeitbasis. Im Abschnitt zur Lokalisierung wird weiterhin auf die zur Evaluierung genutzten Referenzsysteme eingegangen.

Abschließend werden in Abschnitt 5.4 die Anforderungen an die verwendeten Kommunikationssysteme zusammengefasst und die verwendeten Kommunikationsnachrichten in ihren wesentlichen Eigenschaften beschrieben. Eine detaillierte Beschreibung der Kommunikationsnachrichten ist in [PER14] zu finden.

5.1 Stand der Technik

Die Erweiterung der fahrzeuglokalen Informationsbasis durch Kommunikation war Gegenstand zahlreicher Forschungsprojekte der vergangenen Jahrzehnte. Erste Arbeiten begannen in den 1980'er Jahren in Japan [Tsu02]. Nach [SUS08] ist die Anzahl der Forschungsprojekte seit Ende der 1990'er Jahre kontinuierlich angestiegen. Einen Überblick über die bis 2009 begonnenen Projekte geben [KAE+11] und [SUS08]. Ein Rückgang der Anzahl der Forschungsvorhaben lässt sich derzeit noch nicht absehen. Der 2013 aktualisierte Bericht des Michigan Department of Transportation (MDOT) zum technischen Stand auf den Gebieten der Fahrzeug-Kommunikation und Fahrzeug-Automatisierung [MDO13] zählt in einer Statistik insgesamt 400 internationale Projekte, wobei nicht nach den Anwendungsbereichen aufgeschlüsselt wurde. Die Ergebnisse der Projekte gehen bereits seit einigen Jahren in Kommunikationsstandards ein [ETS11], [SAE14]. Für die kooperative Perzeption relevante Nachrichten sind in den Standards unter dem Begriff *cooperative awareness* zu finden. Die bislang standardisierten Nachrichten umfassen die Kommunikation von Lokalisierungsergebnissen und interner Zustände der Fahrzeuge sowie Warnnachrichten. Die für diese Arbeit relevanten Nachrichteninhalte zur Kommunikation von Perzeptionsergebnissen sind bisher noch nicht in vollem Umfang in einem Standard enthalten.

Die Anwendungsgebiete der fahrzeugbezogenen Kommunikation sind vielfältig. Sie lassen sich nach [ETS10a] in die folgenden drei Hauptgruppen unterteilen:

- Verkehrssicherheit (engl. *road safety*)
- Effizienter Verkehr (engl. *traffic efficiency*)
- Sonstige Anwendungen (engl. *other applications*[2]).

Die Entwicklung von Methoden zur kooperativen Perzeption ist vorrangig durch die Anwendungsgebiete der Verkehrssicherheit und Effizienz des Verkehrs motiviert. In Verdeckungssituationen, in denen die fahrzeuglokale Sensorik zur vollständigen Erfassung des relevanten Fahrumfeldes physikalisch nicht in der Lage ist, zielt die kooperative Perzeption auf die Vervollständigung des Umfeldmodells ab. Anwendungsbeispiele sind die Kollisionsvermeidung beim Queren, Ein- und Abbiegen an Kreuzungen sowie die Abstandshaltung bei Folge- und Kolonnenfahrten. Die genannten Beispiele adressieren den Bereich der aktiven Sicherheit (engl. *primary road safety*).

[2] Anstelle von *other applications* wird auch der Begriff *infotainment applications* verwendet, [KAE+11].

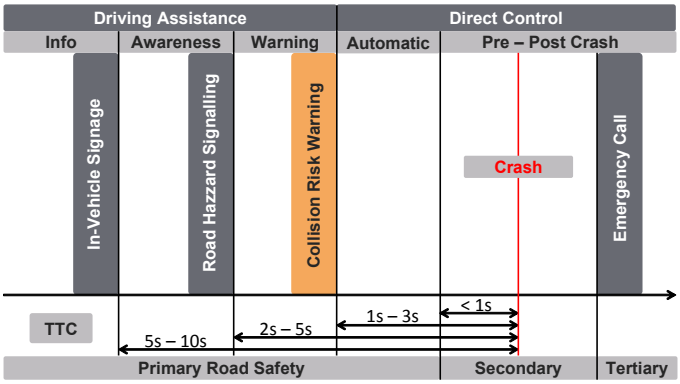


Abbildung 5.2: Zeithorizont nach ETSI [ETS13b], [ETS13a].

Die aktive Sicherheit umfasst die Information, die Unterstützung der Wahrnehmung und die Warnung des Fahrers in kritischen Situationen (siehe Abbildung 5.2). Ebenfalls Gegenstand der aktiven Sicherheit ist die Unterstützung des Fahrers bei Notfallmanövern und in letzter Instanz die automatische Einleitung von Notfallmanövern. Die durch die verschiedenen Anwendungsbeispiele adressierten Assistenzfunktionen profitieren von der kooperativen Perzeption auf verschiedene Weise. Bei der in dieser Arbeit im Fokus stehenden Kreuzungsassistenz wird vorrangig durch fahrzeuglokal nicht erfassbare Positions- und Geschwindigkeitsinformation über potentielle Konfliktpartner ein Informationsgewinn erzielt. Bei Folge- und Kolonnenfahrten wird der Informationsgewinn in erster Linie durch Beschleunigungsinformation des Vorausfahrenden erzielt, da die Beschleunigung nur zeitlich verzögert durch ein Perzeptionssystem geschätzt werden kann. Geschwindigkeits- und Positionsinformation sind bereits durch die fahrzeuglokale Perzeption gegeben. Im Folgenden beschränkt sich die Betrachtung des Stands der Technik auf den für die Kreuzungsassistenz relevanten Rahmen, der die Fusion von kommunizierten Perzeptionsdaten einschließt. Einen Überblick über relevante Arbeiten bezüglich Kolonnenfahrten (engl. *platooning*) gibt z.B. [KC11].

Im Folgenden wird in Abschnitt 5.1.1 anhand der relevanten Forschungsprojekte erläutert, welche Systemstrukturen zur Integration von Lokalisierungs- und Perzeptionsinformation in das fahrzeuglokale Umfeldmodell im Kontext der Kreuzungsassistenz bislang erforscht wurden. In Abschnitt 5.1.2 wird der Stand der Technik auf dem Gebiet der fahrzeugübergreifenden Informationsfusion zusammengefasst, der im Kontext der Kreuzungsassistenz relevant ist.

5.1.1 Forschungsprojekte zur C2X gestützten Kreuzungsassistenz

Die Nutzung kommunizierter Lokalisierungs- und Perzeptionsinformation zur Erweiterung des Perzeptionsfeldes wurde in mehreren nationalen und internationalen Forschungsprojekten untersucht.

- In PReVENT-INTERSAFE wurden in einem prototypischen System Kreuzungsperzeptionsdaten mit kommunizierten Lokalisierungsdaten kombiniert [CDF07]. Im Folgeprojekt INTERSAFE2 wurden ebenfalls prototypische Systeme entwickelt und demonstriert [Fa11], [SR09]. In den Versuchsfahrzeugen wurde Lokalisierungsinformation anderer Fahrzeuge und Perzeptionsinformation eines Kreuzungsperzeptionssystems mit der Perzeptionsinformation des Eigenfahrzeuges fusioniert.

- Im EU-Projekt SafeSpot wurden Lokalisierungsinformationen an eine Kreuzung kommuniziert und dort mit den Ergebnissen des Kreuzungsperzeptionssystems fusioniert. Kritische Situationen wurden im Kreuzungssystem detektiert und Warnungen an die Fahrzeuge kommuniziert [SMB13].

- Im Projekt Adaptive und Kooperative Technologien für den Intelligenten Verkehr (Aktiv) wurden kommunizierte Lokalisierungsinformationen mit fahrzeuglokalen Perzeptionsinformationen fusioniert und in den Versuchsfahrzeugen eine Situationsanalyse vorgenommen [akt10].

- Im EU-Projekt Galileo / EGNOS Enhanced Driver Assistance (GENEVA) wurde auf Basis eines im EU-Projekt Galileo Receiver for Mass Market Applications in the Automotive Area (GAMMA-A) entwickelten Mehrfrequenz-GNSS-Empfängers [ORW+10], Lokalisierungsinformationen generiert, kommuniziert und in Kombination mit fahrzeuglokaler Umfeldinformation als Datenbasis für ein Kreuzungsassistenzsystem verwendet [Her13].

- Im Projekt Sichere intelligente Mobilität Testfeld Deutschland (sim^{TD}) wurde ein Kreuzungsassistenzsystem auf Basis der Cooperative Awareness Message (CAM) realisiert und evaluiert [EWE+13].

- Im US-amerikanischen Projekt Vehicle Safety Communications - Applications (VSC-A) wurden grundlegend die Nutzungsmöglichkeiten kommunizierter Information für Anwendungen der Verkehrssicherheit untersucht [NHT11a]. Im Rahmen des Projektes wurden umfangreiche Feldversuche hinsichtlich Kommunikation und Lokalisierung durchgeführt [NHT11b].

Die vorliegende Arbeit entstand im Rahmen des Projekts Ko-PER. Das Projekt Ko-PER beschäftigt sich mit der Fahrerassistenz in Situationen, in denen ein Konfliktpartner auf Grund von Verdeckungen für den Fahrer eingeschränkt oder gar nicht sichtbar ist. Neben dem Fahrer sind auch klassische fahrzeuglokale Umfelderfassungssysteme, im weiteren Perzeptionssysteme genannt, auf Grund der physikalischen Rahmenbedingungen nicht in der Lage, in den adressierten Situationen einen Konfliktpartner rechtzeitig zu erfassen. Der in Ko-PER verfolgte Lösungsansatz schließt die Informationslücke durch kommunizierte Umfeldinformation anderer perzeptionsfähiger Systeme, die sich in der direkten Umgebung des Eigenfahrzeugs befinden. Perzeptionsfähige Systeme sind in Ko-PER sowohl mit Umfeldsensorik ausgestattete Fahrzeuge als auch Infrastrukturperzeptionssysteme, die in Ulm, Alzenau und Aschaffenburg in unterschiedlichen Ausbaustufen aufgebaut wurden. Die Integration von Infrastrukturperzeptionssystemen ermöglicht es einerseits Fahrzeugen, die keine eigene Umfeldsensorik besitzen, vom Ko-PER-System zu profitieren. Andererseits kann an Kreuzungen die Systemverfügbarkeit garantiert werden, wenn nur wenige Fahrzeuge mit Ko-PER-Technik ausgestattet sind. Durch die Kommunikation von Umfeldinformation ist im Idealfall im Eigenfahrzeug Information aus mehreren Quellen über andere Verkehrsteilnehmer vorhanden. Die mehrfache, sich im Idealfall ergänzende Information, muss mit Hilfe des im Rahmen dieser Arbeit entwickelten fahrzeugübergreifenden Informationsfusionssystems zu einem konsistenten Umfeldmodell kombiniert werden.

Das Ko-PER-Gesamtsystem ist in mehrere Module aufgeteilt, welche die Arbeitsschwerpunkte des Projektes widerspiegeln. Zu diesen gehören die fahrzeuglokale Perzeption, die Kreuzungsperzeption, die Lokalisierung, die Kommunikation, die fahrzeugübergreifende Informationsfusion, die Situationsanalyse und die Mensch-Maschine-Schnittstelle. Zur Erfassung von Verkehrsteilnehmern besitzt die Mehrzahl der Ko-PER-Versuchsfahrzeuge ein lokales Perzeptionssystem. Die Perzeptionssysteme bauen auf unterschiedlichen Sensorkonfigurationen auf und es sind sowohl Einsensorsysteme als auch Multisensorsysteme vertreten. Die Kreuzungsperzeption ist das ortsgebundene Pendant zur fahrzeuglokalen Perzeption. Sie ermöglicht durch eine optimierte Sensoranordnung eine weitgehend verdeckungsfreie Erfassung aller Verkehrsteilnehmer innerhalb einer Kreuzung. Sie erfasst insbesondere Fußgänger und Radfahrer und garantiert eine hohe Verfügbarkeit der Ko-PER-Assistenz. Über die globale Lokalisierung aller Ko-PER-Systeme kann deren Umfeldinformation in einem gemeinsamen globalen Koordinatensystem zusammengeführt werden. Ein Global Navigation Satellite System (GNSS)-Empfänger wird zusätzlich für die notwendige globale Zeitstempelung aller Sensordaten in den lokalen Perzeptionssystemen eingesetzt. Zur Kommunikation von Lokalisierungs- und Perzeptionsdaten wurde in Ko-PER die für das Projekt sim^{TD} entwickelte Kommunikationshardware verwendet. Die Nachrichtenprotokolle wurden um neue Nachrichten erweitert, insbesondere für die fahrzeugübergreifende Informationsfusion. Die fahrzeugübergreifende Informationsfusion, Kernstück dieser Arbeit, kombiniert die lokalen Perzeptionsergebnisse

im Eigenfahrzeug mit den empfangenen Lokalisierungs- und Perzeptionsdaten der anderen Ko-PER-Systeme zu einem erweiterten Umfeldmodell. Zentrale Aufgabe ist die Erweiterung des Perzeptionsfelds in sicherheitsrelevanten Bereichen, die sich nicht durch die lokale Sensorik erfassen lassen. Zur Realisierung einer Ko-PER-Assistenz-Funktion ist die Bewertung der Kritikalität des eigenen Fahrmanövers in Relation zu den Manövern der anderen Verkehrsteilnehmer im Rahmen einer Situationsanalyse notwendig. Wird das Manöver des eigenen Fahrzeugs als kritisch eingestuft, so kann eine Warnung des Fahrers erfolgen. Über die Mensch-Maschine-Schnittstelle wird dem Fahrer das Ergebnis der Situationsanalyse im Falle einer kritischen Situation vermittelt. Da Ko-PER auf die frühzeitige Information des Fahrers über einen Kollisionskurs in Verdeckungssituationen abzielt, erfolgt die Information vornehmlich über optische und akustische Hinweise der Mensch-Maschine-Schnittstelle. Durch die frühzeitige Information kann der Fahrer die Situation eigenständig entschärfen. Durch die Fokussierung auf Verdeckungssituationen stellt die Kreuzungsassistenz einen Schwerpunkt von Ko-PER dar.

Die in den beschriebenen Projekten für die Kooperative Perzeption genutzte Information ist in der Tabelle 5.1 zusammengefasst. Wesentliches Alleinstellungsmerkmal des Projektes Ko-PER, und damit auch dieser Arbeit, ist die Nutzung der Perzeptionsdaten von Fahrzeugen für die Kooperative Perzeption.

	fahrzeuglokale Perzeption		Lokalisierung		Infrastruktur-perzeption		Datenverarbeitung
	lokal	C2X	lokal	C2X	lokal	C2X	
SafeSpot			(✓)	✓	✓		I
AKTIV-KAS	✓		✓				F
Intersafe2	✓		✓	✓		✓	F
GENEVA			✓	✓			F
VSC-A			✓	✓			F
sim^{TD}			✓	✓			F
Ko-PER	✓	✓	✓	✓		✓	F

Tabelle 5.1: Datenbasis und Ort der Kooperativen Perzeption in den relevanten Forschungsprojekten (Datenverarbeitung erfolgt in: Infrastruktur (I), Fahrzeug (F)).

Ergänzend zu erwähnen ist das japanische Projekt Smartway [KKSS10]. Es beschäftigt sich mit dem Feldtest von Warnungen vor Stauenden hinter Kurven und einscherenden Fahrzeugen an Auffahrten mittels Infrastrukturperzeptionssystemen und Dedicated Short Range Communication (DSRC).

5.1.2 Fahrzeugübergreifende Informationsfusion

Die alleinige Nutzung von Lokalisierungsdaten als Informationsbasis für ein Kreuzungsassistenzsystem ist ein Spezialfall der fahrzeugübergreifenden Informationsfusion. Hierbei wird ausschließlich komplementäre Information kombiniert. Diese Konstellation wurde in einer Reihe von Veröffentlichungen auf dem Gebiet der kooperativen Kreuzungsassistenz zur prototypischen Erprobung eingesetzt, siehe u.a. [MSN00], [ANL07], [NHT11b], [Her13], [EWE+13].

Erste Arbeiten zur fahrzeugübergreifenden Fusion wurden von Tischler in [TCG+05], [TH05], [TV07] und [Tis13] vorgestellt. In den Arbeiten wird ein Ansatz zur Unsicherheitstransformation, basierend auf dem Linearisierungsansatz, verwendet, um Perzeptions- und Lokalisierungsergebnisse mehrerer Fahrzeuge in ein globales kartesisches Koordinatensystem zu transformieren. Der Zustand der Objekte ist hierbei auf eine zweidimensionale Position, Geschwindigkeit und Orientierung beschränkt. Die Fusion der Daten erfolgt mit einem Kalman-Filters. Die Assoziation erfolgt mit der cheap Joint Probabilistic Data Association (cJPDA). Zur Modellierung der Detektionswahrscheinlichkeit wird eine Gridkarte verwendet, in der die Sichtbereiche der beteiligten Fahrzeuge fusioniert werden.

In den Arbeiten von Wender [WD07], [Wen08] werden Geschwindigkeitsmessungen und andere Information, die von fahrzeuglokalen Perzeptionssystemen nicht erfasst werden können, kommuniziert und mit den fahrzeuglokalen Perzeptionsergebnissen fusioniert. Die Geschwindigkeit kann fahrzeuglokal präziser bestimmt werden als durch ein Perzeptionssystem. Daher ergibt sich durch die Kommunikation ein Informationsgewinn bei der Geschwindigkeitsschätzung. Die zeitliche Angleichung der Lokalisierungsinformation ist in [WD07] mit einem Bewegungsmodell in LLH-Koordinaten realisiert. Im Anschluss wird die Position des Senders in das Koordinatensystem des Eigenfahrzeugs transformiert, assoziiert und fusioniert.

In der Arbeit von Thomaidis [TVL+11] wird die empfangene Lokalisierungsinformation vor der zeitlichen Angleichung transformiert und in fahrzeuglokalen Koordinaten zeitlich angeglichen, bevor sie mit der fahrzeuglokalen Perzeptionsinformation fusioniert wird. Bei der Assoziation wird die ID des Senders genutzt, um den Rechenaufwand zu minimieren.

Ein Vergleich der Unscented Transformation mit der alternativen Linearisierung des Bewegungsmodells bei der zeitlichen Angleichung empfangener Lokalisierungsinformation ist in der Arbeit von Rauch [RKRD12] zu finden. Eine Architektur für ein fahrzeugübergreifendes Informationsfusionssystems auf Basis der in Ko-PER definierten Nachrichtenformate ist in [RKD11] beschrieben. Weiterhin wurden die Kommunikationslatenzen der Ko-PER-Nachrichten (siehe [PER14]) untersucht. Ein

an die Assoziation der Perzeptionsergebnisse gekoppeltes Verfahren zur Verbesserung der Schätzung der relativen Pose zwischen Sender und Eigenfahrzeug wurde in [RMKD13] vorgestellt. Mit dem Verfahren kann in Situationen mit schlechten Lokalisierungsbedingungen die Degeneration der Ergebnisse der fahrzeugübergreifenden Informationsfusion durch die schlechte relative Pose vermindert werden. Voraussetzung ist jedoch eine ausreichende Anzahl gemeinsamer Beobachtungen von Sender und Eigenfahrzeug.

Ein ähnlicher Ansatz zur kooperativen Lokalisierung wurde in [Li12] und [LN12] von Li untersucht. Hierbei wurden anstelle der Perzeptionsergebnisse auf Objektebene lokale Gridmaps eingesetzt. Weitere Arbeiten von Li konzentrieren sich auf den Einsatz des SCIF im Kontext der fahrzeuglokalen Perzeption [LNL+13] und der kooperativen Lokalisierung [LNY13], [LN13]. Bei dem beschriebenen Ansatz zur kooperativen Lokalisierung können durch den Einsatz des SCIF bereits fusionierte Zustände kommuniziert werden. Jedes Fahrzeug hält eine lokale Objektliste, die es mit Informationen aus seinem Lokalisierungs- und Perzeptionssystem sowie empfangenen Objektlisten fusioniert. Die Fusionsergebnisse werden anschließend kommuniziert. Durch den Ansatz verbessert sich die Lokalisierung aller beteiligten Fahrzeuge.

In den Arbeiten von El Zoghby wurden Assoziationsmethoden und Methoden zur Fusion von Existenzschätzwerten für die Kooperative Perzeption auf Basis der Dempster-Shafer Theorie (DST) vorgestellt, siehe [ECD13] und [ECD14]. Für die Assoziation wurden Position, Geschwindigkeit und Objektklasseninformation genutzt.

In dieser Arbeit wird ein fahrzeugübergreifendes Informationsfusionssystem entwickelt, das in der Lage ist, sowohl Lokalisierungsinformation als auch zusätzlich übertragene Objektlisten konsistent zu fusionieren. Hierfür werden anstelle der üblichen Kalman-Filter, Track-2-Track-Fusionsmethoden angewandt. Mit den untersuchten Fusionsmethoden aus der CI-Familie werden parameterfreie Fusionsansätze genutzt. Damit wird erreicht, dass das System robust gegenüber in den Quellen eingesetzten unterschiedlichen Filterkonzepten und Parametrierungen ist. Durch ein in dieser Arbeit entwickeltes Fusions-Schema kann der allgemein bei der Fusion mit der CI-Methode auftretende Informationsverlust minimiert werden. Als Fusionskoordinatensystem wird ein Navigationskoordinatensystem genutzt. Hierdurch wird die Unsicherheit externer Information nicht unnötig durch die Lokalisierungsunsicherheit des Eigenfahrzeugs erhöht. Ansätze zur Verbesserung der Lokalisierung des Eigenfahrzeuges mit Hilfe von Kommunikation werden in dieser Arbeit explizit nicht betrachtet. Es wird angenommen, dass hierfür eine separate Komponente realisiert werden kann, die ihre Ergebnisse der fahrzeugübergreifenden Informationsfusion bereitstellen kann. Daher sind auch Ansätze, die Rasterkarten nutzen, nicht Gegenstand dieser Arbeit. Weiterhin wird in dieser Arbeit keine Objektklasseninformation verarbeitet, da nur PKW in den untersuchten Szenarien beteiligt waren.

5.2 Informationsquelle Lokalisierung

Um in der fahrzeugübergreifenden Informationsfusion von anderen Fahrzeugen oder der Infrastruktur empfangene ortsbezogene Daten nutzen zu können, muss der Bezug zwischen den Koordinatensystemen der Quellen und dem Empfänger bekannt sein. Der Bezug wird über ein globales Koordinatensystem hergestellt. Die Position und Lage jeder Quelle im globalen Koordinatensystem ist dann durch ihre Lokalisierungslösung gegeben. Mit Hilfe der Lokalisierungslösung einer Quelle und der des Empfängers kann die relative Pose zwischen beiden berechnet werden. Über die relative Pose kann die Perzeptionsinformation der Quelle in das Fusionskoordinatensystem des Empfängers überführt, mit vorhandener Information assoziiert und fusioniert werden.

Im Folgenden werden zunächst die Anforderungen an die Lokalisierung in Abschnitt 5.2.1 abgeschätzt. Die Anforderungen dienen als Orientierungshilfe, ab welcher Informationsgüte von einer zuverlässigen Assoziation der kommunizierten Daten ausgegangen werden kann. Empfangene Daten verschiedener Quellen müssen einerseits in der fahrzeugübergreifenden Informationsfusion einander korrekt zugeordnet werden. Andererseits ist für die Anwendung Kreuzungsassistenz auch eine Spurzuordnung notwendig (siehe Kapitel 7.5). Letzteres ist erforderlich, um Fehl- und Falschwarnungen an Kreuzungen mit mehreren Spuren, die unterschiedliche Manöver erlauben, zu minimieren. In Abschnitt 5.2.2 werden aktuelle Lokalisierungsansätze beschrieben, die sich mit seriennaher Sensorik umsetzen lassen. Die Verfügbarkeit ausreichend genauer Lokalisierungssysteme auf Basis kostengünstiger Sensorik ist notwendig für eine mögliche Integration kooperativer Perzeptionssysteme in zukünftige Serienfahrzeuge. Die im Rahmen dieser Arbeit zur Lokalisierung verwendeten Referenzsysteme werden in Abschnitt 5.2.3 beschrieben. In Abschnitt 5.2.4 werden die Koordinatentransformationen beschrieben, die auf Senderseite erforderlich sind, um die Lokalisierungsergebnisse in das Kommunikationskoordinatensystem zu überführen.

5.2.1 Anforderungen - fahrspurgenaue Lokalisierung

Die Lokalisierungsgenauigkeit hat einen starken Einfluss darauf, mit welcher Unsicherheit Perzeptionsinformation in das Fusionskoordinatensystem überführt werden kann, da bei der Transformation die Unsicherheit der Lokalisierungsinformation auf die der Perzeptionsinformation propagiert wird. Eine hohe Genauigkeit der Lokalisierungsinformation hilft bei der fahrzeugübergreifenden Informationsfusion, Falschassoziationen von Perzeptionsinformation aus verschiedenen Informationsquellen zu minimieren. Der Einsatz eines Lokalisierungsverfahrens, das eine spurgenaue

Lokalisierung ermöglicht, wird daher in dieser Arbeit vorausgesetzt. Unter spurgenau wird hier verstanden, dass der Positionsfehler quer zum Spurverlauf r_{max} maximal eine halbe Spurbreite betragen darf. Als Minimalwert für die Spurbreite wird hier der Wert 2,5 m angenommen. Damit liegt der maximale tolerierte Lokalisierungsfehler quer zur Spur bei 1,25 m.

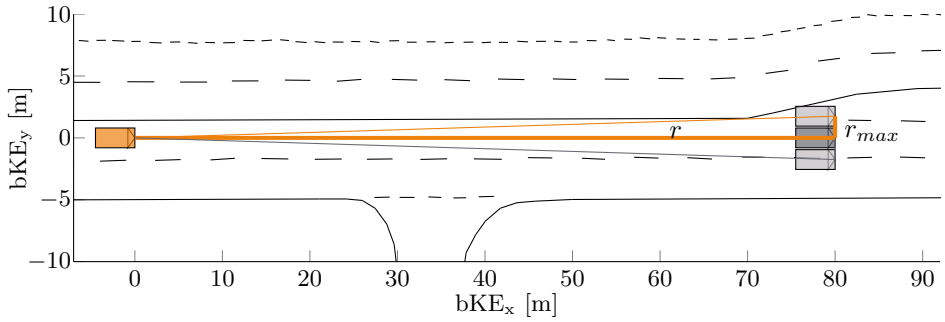


Abbildung 5.3: Mit dem Abstand r des beobachteten Objektes (grau) zum Beobachter (orange) und dem maximal tolerierten Positionsfehler r_{max} des Objekts, kann der maximal tolerierte Orientierungsfehler $\delta\psi_{E,max}$ der Lokalisierung mit der Gleichung (5.1) berechnet werden.

Ein Fehler in der Orientierungsschätzung eines Senders erzeugt bei der Transformation von Perzeptionsinformation in das Fusionskoordinatensystem einen Positionsfehler (siehe Abbildung 5.3). Der Orientierungsfehler eines Senders darf daher abhängig von der Entfernung r eines beobachteten Objekts zum Sender einen Grenzwert $\delta\psi_{E,max}$ nicht überschreiten, damit spurgenaue Perzeptionsinformation nach der Transformation vom Senderkoordinatensystem in das Fusionskoordinatensystem weiterhin spurgenau ist.

Mit r und r_{max} lässt sich der Grenzwert $\delta\psi_{E,max}$ mit der Gleichung (5.1) abschätzen (siehe Abbildung 5.3).

$$\delta\psi_{E,max} = \text{atan2}(r, r_{max}) \tag{5.1}$$

Die Abbildung 5.4 zeigt die Verläufe der Grenzwerte des Orientierungsfehlers für verschiedene Positionsfehlerschwellen über dem Abstand des beobachteten Objekts zum Sender. In der Tabelle 5.2 sind ergänzend die Grenzwerte des Orientierungsfehlers für verschiedene Geschwindigkeiten des Senders angegeben. Hierbei wird angenommen, dass der Sender einem Objekt mit gleicher Geschwindigkeit und einer Zeitlücke von 2 s folgt.

Positions-fehler r_{max}	**Grenzwert Orientierungsfehler** $\delta\psi_{E,max}$					
	30 km/h	50 km/h	70 km/h	100 km/h	130 km/h	250 km/h
0.25 m	0.86 °	0.52 °	0.37 °	0.26 °	0.20 °	0.10 °
0.50 m	1.72 °	1.03 °	0.74 °	0.52 °	0.40 °	0.21 °
0.75 m	2.58 °	1.55 °	1.10 °	0.77 °	0.59 °	0.31 °
1.00 m	3.43 °	2.06 °	1.47 °	1.03 °	0.79 °	0.41 °
1.25 m	4.29 °	2.58 °	1.84 °	1.29 °	0.99 °	0.52 °

Tabelle 5.2: Grenzwert des Orientierungsfehlers der Lokalisierung, um Perzeptionsinformation nutzen zu können, aufgelistet für verschiedene Geschwindigkeiten des Senders bei einer Zeitlücke von 2 s zum vorausfahrenden Objekt.

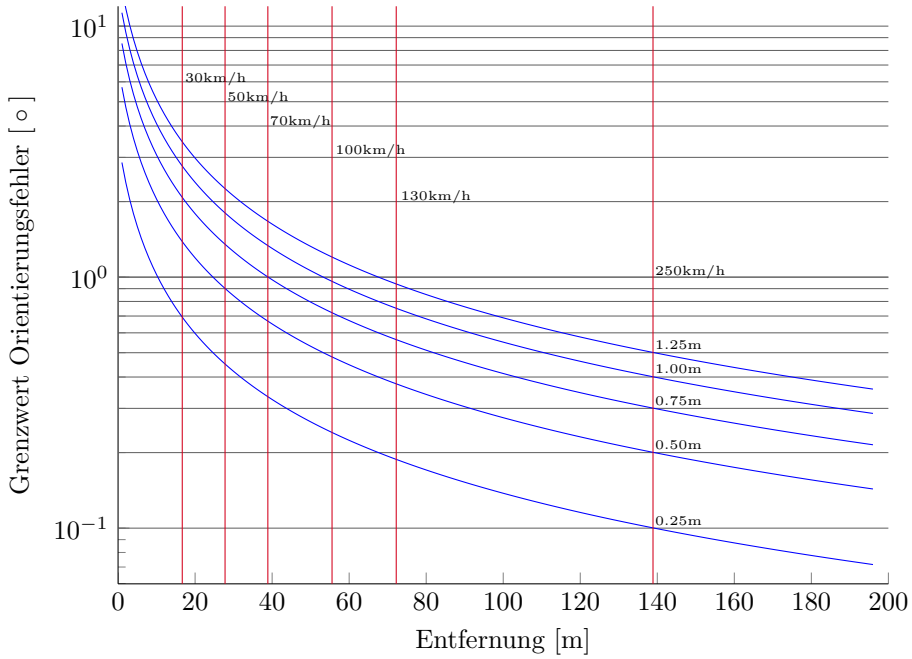


Abbildung 5.4: Grenzwert des Orientierungsfehlers für verschiedene Positionsfehlerschwellen r_{max} (blau) über der Entfernung zu einem beobachteten Objekt. Die Abstände r zwischen Sender und Objekt (rot) sind für eine angenommene Zeitlücke von 2 s für verschiedene Geschwindigkeiten aufgetragen.

5.2.2 Lokalisierung mit seriennaher Sensorik

Um in Zukunft Assistenzfunktionen auf Basis kooperativer Perzeption in ein Serienfahrzeug integrieren zu können, wird kostengünstige Sensorik zur hochgenauen Lokalisierung benötigt. Im Folgenden wird daher ein Überblick über Ansätze gegeben, die in den in Abschnitt 5.1.1 aufgeführten Forschungsprojekten zur Kreuzungsassistenz untersucht wurden. Die Ansätze können mit dem in dieser Arbeit entwickelten fahrzeugübergreifenden Informationsfusionssystem verwendet werden.

Im Projekt Ko-PER wurden mehrere Ansätze zur Lokalisierung mit seriennahen und möglichen zukünftigen Seriensensoren untersucht. Hierzu gehören die landmarkengestützte Lokalisierung auf Basis von Laserscanner und Videodaten, die Lokalisierung mit einem Tightly Coupled System (TCS), die kooperative Lokalisierung (relative Lokalisierung auf Basis von GNSS-Rohdaten) und die Lokalisierung mit Hilfe eines Transpondersystems. Bei jedem der untersuchten Ansätze können die Anforderungen aus Abschnitt 5.2.1, bedingt durch Verdeckung, Landmarken, Tags oder Satelliten in ungünstigen geometrischen Konstellationen oder unzureichender Anzahl, temporär oder systematisch nicht erfüllt sein. Dies hat Einschränkungen hinsichtlich der Verfügbarkeit zur Folge. Die Fusion der untersuchten Ansätze wurde daher von Rauch in [BBD+14] ebenfalls betrachtet und kann ein Ansatz sein, die Verfügbarkeit der erforderlichen Genauigkeit zu erhöhen.

Im EU-Projekt GAMMA-A wurde im Hinblick auf die Einführung von Galileo ein Prototyp eines massenmarktfähigen Empfängers entwickelt, der mehrere Frequenz-Bänder nutzt. Durch Nutzung mehrerer Frequenzen kann der Ionosphärenfehler geschätzt und in der Positionsbestimmung berücksichtigt werden, wodurch sich die erreichbare Genauigkeit erhöht. Der entwickelte Empfänger erreicht eine Positionsgenauigkeit im Bereich von einem Meter [ORW+10]. Im Real Time Kinematik (RTK)-Modus werden Genauigkeiten im Dezimeter-Bereich angestrebt.

Von allen derzeit bekannten Ansätzen liefern die Landmarken-basierten Ansätze die besten Ergebnisse und erreichen die geforderte Genauigkeit für die kooperative Perzeption (siehe z.B. [Sch13], [DWR+14]). Eine Einschränkung dieser Methodik kann jedoch in der flächendeckenden Verfügbarkeit von aktuellen hochgenauen Karten mit den benötigten Landmarken liegen.

Da die hier beschriebenen Lokalisierungsverfahren im Zeitraum dieser Arbeit alle Gegenstand laufender Forschungsarbeiten waren, wurden Inertial Measurement Unit (IMU)-gestützte RTK-GNSS-basierte Referenzsysteme zur Lokalisierung eingesetzt, um die Zuverlässigkeit des untersuchten Gesamtsystems zur kooperativen Perzeption zu maximieren. Die Referenzsysteme wurden ebenfalls zur Evaluierung der fahrzeugübergreifenden Informationsfusion genutzt.

5.2.3 Referenzsysteme

In dieser Arbeit wurden IMU-gestützte RTK-GNSS-basierte Referenzsysteme zur Evaluierung der fahrzeugübergreifenden Informationsfusion eingesetzt. Unter Verwendung von Korrekturdaten lassen sich mit den Systemen Positionsgenauigkeiten im Bereich weniger Zentimeter erzielen.

Im urbanen Umfeld kann die Positionsschätzung der Referenzsysteme durch ungünstige Empfangsbedingungen degradieren. Eine Sichtung der Referenzdaten vor der Nutzung zur Evaluierung ist daher grundsätzlich erforderlich. In dieser Arbeit wurden hierfür zunächst anhand der Referenzdaten die Trajektorien der Fahrzeuge in eine digitale Karte eingezeichnet, siehe Abbildung 5.6. Hierdurch können Positionssprünge oder starke Positionsfehler durch Vergleich der Trajektorien mit den Spurmittellinien erkannt werden. In einem zweiten Schritt werden die Sequenzen auf das für die Evaluierung relevante Zeitintervall beschnitten. Die Standardabweichungen der Positionsschätzung dienen anschließend als Anhaltspunkt für die Entscheidung, ob die Referenzdaten für die Evaluierung geeignet sind oder nicht, siehe Abbildung 5.5.

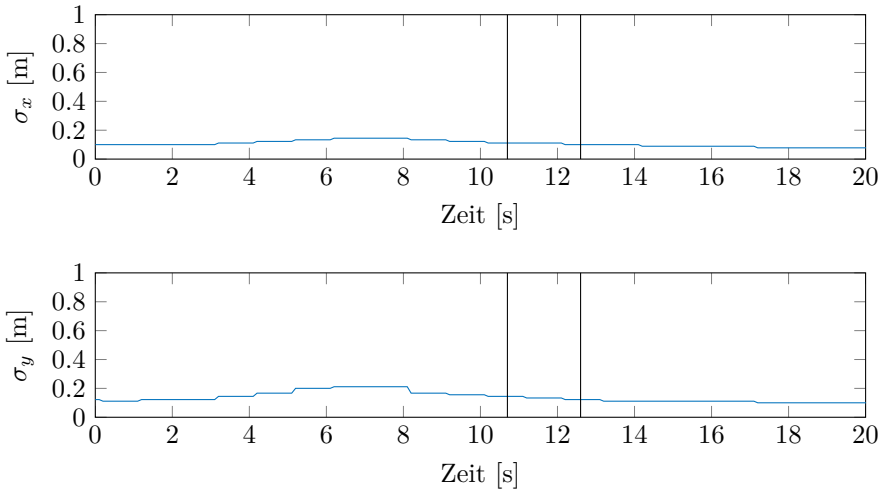


Abbildung 5.5: Standardabweichungen der Positionsschätzung des Referenzsystems. Start- und Endpunkt des für die Evaluierung relevanten Bereichs sind mit schwarzen senkrechten Linien markiert.

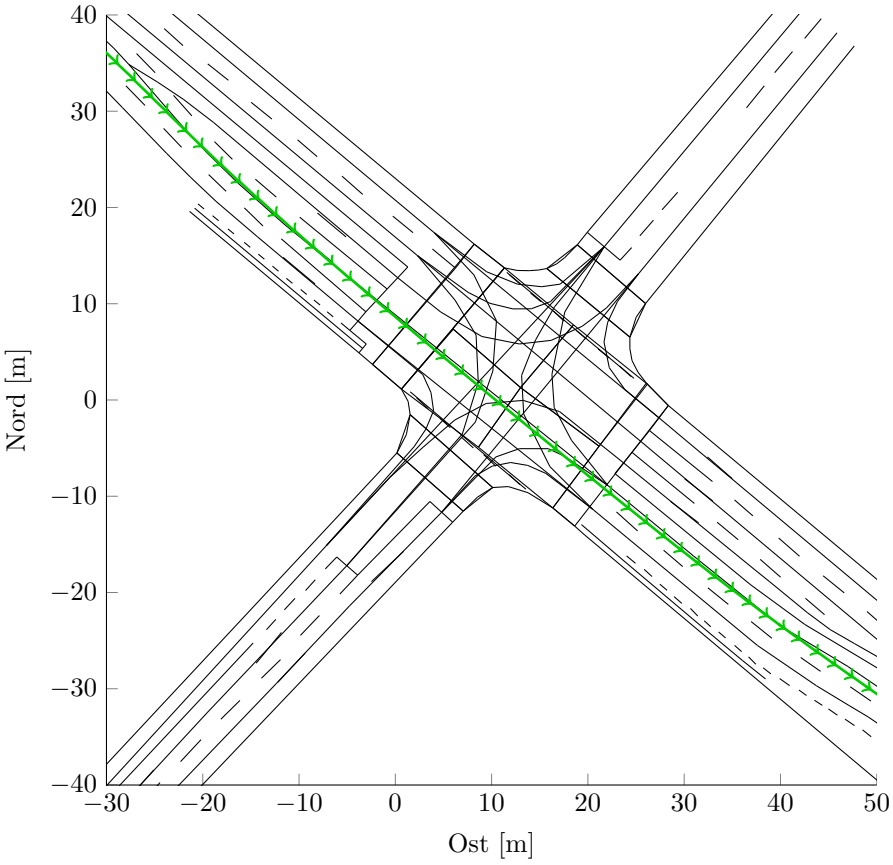


Abbildung 5.6: Trajektorie des Zielfahrzeuges basierend auf den Referenzdaten in einer digitalen Karte. Die Farbe codiert den Status des Referenzsystems. Die Farbe grün bedeutet, dass sich das System im RTK-Modus befindet und Korrekturdaten verarbeitet.

5.2.4 Transformation des Fahrzeugzustands für die Kommunikation

Der Ursprung des Kommunikationskoordinatensystems[3] bK muss in einem durch ein Perzeptionssystem beobachtbaren Punkt auf der Fahrzeughülle liegen. Dies ist notwendig, damit auf Empfängerseite eine Assoziation mit Perzeptionsdaten aus anderen Quellen erfolgen kann. Der Ursprung des Fahrzeugkoordinatensystems bF, in dem die Navigationslösung des Lokalisierungssystems gegeben ist, liegt häufig nicht in einem Punkt auf der Fahrzeughülle. In diesem Fall ist eine Transformation der Navigationslösung vom Fahrzeug- in das Kommunikationskoordinatensystem erforderlich. Für die Transformation werden der Hebelarm[4] $\boldsymbol{l}_{bFbK}^{bF}$ sowie die Relativorientierung $\boldsymbol{C}_{bF}^{bK}$ zwischen Fahrzeug- und Kommunikationskoordinatensystem benötigt. Die Relativorientierung wird idealerweise nur benötigt, wenn z.B. das Navigationssystem die Navigationslösung im NED-System ausgibt und diese im ENU-System benötigt wird. Die im Folgenden beschriebenen Transformationen sind allgemeingültig und können auch zur Umrechnung zwischen anderen Koordinatensystemen verwendet werden, wie z.B. dem des Lokalisierungssystems bI oder dem der GNSS-Empfänger-Antenne bA. Die zu transformierenden Zustandsgrößen des Fahrzeugs sind in der Tabelle 5.3 zusammengefasst.

Die Transformationsgleichungen werden in den folgenden Unterabschnitten allgemein beschrieben und schrittweise vereinfacht, damit die vorgenommenen Vereinfachungen nachvollziehbar sind. Eine kompakte Darstellung der Transformationsgleichungen ist am Ende dieses Unterkapitels in der Zusammenfassung 5.2.4 gegeben.

In dieser Arbeit wird davon ausgegangen, dass die Transformation auf Seite des Senders erfolgt. Grundsätzlich kann sie auch auf Empfängerseite erfolgen, wenn der Hebelarm und die Relativorientierung zwischen dem lokalen Fahrzeugkoordinatensystem und dem Kommunkationskoordinatensystem ebenfalls kommuniziert werden. Die senderseitige Transformation wird genutzt, da sich bei der empfängerseitigen der Bandbreitenbedarf erhöht und die Transformation statt einmal auf Senderseite n mal bei n Empfängern durchgeführt werden muss. Sobald auf Empfängerseite der Fahrzeugzustand in mehreren Koordinatensystemen benötigt wird, ist es aus Sicht des Bandbreitenbedarfs und hinsichtlich der Propagation der Zustandsunsicherheit günstiger, den untransformierten Zustand inklusive der Transformationsparameter zu den benötigten Koordinatensystemen zu kommunizieren.

[3] Die im Folgenden verwendeten Koordinatensysteme und deren Abkürzungen sind in den Abschnitten 2.1.1 und 2.1.2 beschrieben.

[4] engl. *leverarm*

Größe	Beschreibung
t_{UTC}	Zeitstempel
φ^e_{eb}	Breitengrad in WGS84-Koordinaten
λ^e_{eb}	Längengrad in WGS84-Koordinaten
h^e_{eb}	Höhe über WGS84-Ellipsoid
$\boldsymbol{v}^b_{eb}$	Geschwindigkeit über Grund
$\boldsymbol{a}^b_{eb}$	Beschleunigung über Grund
ϕ^b_n	Wankwinkel
θ^b_n	Nickwinkel
ψ^b_n	Gierwinkel
$\dot{\phi}^b_{nb}$	Wankrate
$\dot{\theta}^b_{nb}$	Nickrate
$\dot{\psi}^b_{nb}$	Gierrate

Tabelle 5.3: Zustand des Eigenfahrzeugs. In dieser Arbeit wurde zur Lokalisierung ein Referenzsystem, basierend auf einem GNSS-Empfänger und einer Inertialmesseinheit eingesetzt, das alle aufgeführten Zustandsgrößen liefern kann.

Transformation der Orientierung

Die globale Orientierung des Fahrzeugs ist in Euler-Winkeln gegeben, die die relative Orientierung zwischen dem Fahrzeugkoordinatensystem und dem Navigationskoordinatensystem beschreiben. Eine Transformation der Orientierung ist notwendig, wenn für das Lokalisierungssystem eine andere Definition der Achsausrichtung des Navigationskoordinatensystems gewählt wurde, als es für die Kommunikation erforderlich ist, z.B. NED statt ENU. Weiterhin ist eine Transformation der Orientierung erforderlich, wenn die verwendete Inertialmesseinheit nicht achsparallel zum Fahrzeugkoordinatensystem verbaut ist und dies im Lokalisierungssystem nicht korrigiert wird. Die allgemeine Transformation der Orientierung, die die beiden Fälle berücksichtigt, ist gegeben durch:

$$\boldsymbol{C}^{bK}_{nK,ENU} = \boldsymbol{C}^{bK}_{bF}\boldsymbol{C}^{bF}_{nF,NED}\boldsymbol{C}^{nF,NED}_{nF,ENU}\boldsymbol{C}^{nF,ENU}_{nK,ENU}. \tag{5.2}$$

Vor Anwendung der Transformationsgleichung (5.2) werden aus den gegebenen Euler-Winkeln die zur Berechnung benötigten Richtungskosinusmatrizen gebildet. Nach der Transformation werden mit Hilfe der in Abschnitt 2.2.8 beschriebenen Methode die transformierten Euler-Winkel aus der Matrix $\boldsymbol{C}^{bK}_{nK,ENU}$ extrahiert.

Die Matrix $\boldsymbol{C}_{nF,NED}^{bF}$ in der Gleichung (5.2) beschreibt die gegebene Orientierung des Fahrzeugkoordinatensystems. Sie wird aus den vom Lokalisierungssystem ausgegebenen Eulerwinkeln gebildet. Die Matrix $\boldsymbol{C}_{nF,ENU}^{nF,NED}$ beschreibt die Transformation zwischen den hier möglichen unterschiedlichen Achsausrichtungen der Navigationskoordinatensysteme. Sie ist mit der Gleichung (2.65) gegeben. Die Matrix $\boldsymbol{C}_{bF}^{bK}$ beschreibt die relative Orientierung zwischen dem Fahrzeugkoordinatensystem und dem Kommunikationskoordinatensystem. Bei IMU-gestützten Lokalisierungssystemen legt meist die IMU die Achsorientierung fest. Ist ein achsparalleler Einbau der IMU möglich, so kann die relative Orientierung von Fahrzeug- und Kommunikationskoordinatensystem vernachlässigt werden. In diesem Fall entspricht $\boldsymbol{C}_{bF}^{bK}$ der Einheitsmatrix. Die durch die Matrix $\boldsymbol{C}_{nK,ENU}^{nF,ENU}$ beschriebene relative Orientierung der Navigationskoordinatensysteme ist bei den im Rahmen dieser Arbeit betrachteten Abständen der Ursprünge der Koordinatensysteme vernachlässigbar und kann entsprechend mit der Einheitsmatrix genähert werden.

Die Transformation vereinfacht sich somit zu:

$$\boldsymbol{C}_{nK,ENU}^{bK} = \boldsymbol{C}_{nF,NED}^{bF} \boldsymbol{C}_{nF,ENU}^{nF,NED}. \tag{5.3}$$

oder kann ganz entfallen, wenn das Lokalisierungssystem die Orientierung bereits in der ENU-Achsausrichtung ausgibt.

Transformation der Drehrate

Die Transformation der Drehrate ist gegeben mit:

$$\boldsymbol{\omega}_{nKbK}^{bK} = \boldsymbol{C}_{bF}^{bK} \left(\boldsymbol{\omega}_{nFbF}^{bF} + \boldsymbol{\omega}_{bFbK}^{bF} \right). \tag{5.4}$$

Da sich die relative Lage des Kommunikationskoordinatensystems gegenüber dem Fahrzeugkoordinatensystem üblicherweise nicht ändert, ist die Drehrate $\boldsymbol{\omega}_{bFbK}^{bF}$ nicht vorhanden. Die Gleichung (5.4) vereinfacht sich daher zu:

$$\boldsymbol{\omega}_{nKbK}^{bK} = \boldsymbol{C}_{bF}^{bK} \boldsymbol{\omega}_{nFbF}^{bF}. \tag{5.5}$$

Wenn das Fahrzeugkoordinatensystem weiterhin die gleiche Achsausrichtung wie das Kommunikationskoordinatensystem hat, ist die Drehrate identisch und muss nicht transformiert werden.

Liegt die Drehrate fahrzeuglokal als Messwert einer IMU $\boldsymbol{\omega}_{ibI}^{bI}$ vor, so muss diese zunächst in das Fahrzeugkoordinatensystem umgerechnet werden. Die allgemeine

Transformationsgleichung hierfür ist:

$$\boldsymbol{\omega}_{nF,ENU,bF}^{bF} = \boldsymbol{C}_{bI}^{bF}\boldsymbol{\omega}_{ibI}^{bI} - \boldsymbol{C}_{nF,ENU}^{bF}\left(\boldsymbol{\omega}_{ie}^{nF,ENU} + \boldsymbol{\omega}_{enF,ENU}^{nF,ENU}\right). \tag{5.6}$$

Diese Transformationsgleichung[5] enthält die Erddrehrate und die Transportrate. Die Erddrehrate ω_{ie} hat eine Größenordnung von 10^{-5}rad/s $\approx 10^{-3\circ}$/s und ist damit für die im Rahmen dieser Arbeit betrachtete Anwendung vernachlässigbar. In Anwendungsfällen, in denen sie nicht vernachlässigbar ist, muss sie in das Navigationskoordinatensystem umgerechnet werden.

$$\boldsymbol{\omega}_{ie}^{nF,ENU} = \begin{bmatrix} 0 \\ \omega_{ie}\cos(\varphi) \\ \omega_{ie}\sin(\varphi) \end{bmatrix} \tag{5.7}$$

Die Transportrate $\boldsymbol{\omega}_{enF,ENU}^{nF,ENU}$ resultiert aus der Drehung des Navigationskoordinatensystems, welche bei einer Bewegung gegenüber dem erdfesten Koordinatensystem erfolgt. Sie berechnet sich zu

$$\boldsymbol{\omega}_{enF,ENU}^{nF,ENU} = \begin{bmatrix} -\frac{v_{ebF,n}}{R_E+h_{pos}} \\ \frac{v_{ebF,e}}{R_E+h_{pos}} \\ -\frac{v_{ebF,e}\tan(\varphi)}{R_E+h_{pos}} \end{bmatrix}. \tag{5.8}$$

Bei der Transportrate wird die Geschwindigkeit mit dem Faktor $\frac{1}{R_E+h_{pos}}$ skaliert, Dieser liegt in der Größenordnung von 10^{-6} m. Bei üblichen Fahrzeuggeschwindigkeiten in der Größenordnung von 10^{1} m/s ist die Transportrate damit ebenfalls vernachlässigbar. Infolge kann die gemessene Drehrate ohne weitere Transformation direkt kommuniziert werden, wenn die Achsausrichtung der IMU der des Kommunikationkoordinatensystems entspricht.

Transformation der Position

Wenn der Ursprung von Fahrzeug- und Kommunikationskoordinatensystem verschieden sind, muss die globale Position transformiert werden. Die Transformation entspricht der in Abschnitt 2.2.7 beschriebenen Transformation einer LLH-Koordinate um einen Hebelarm. Von den beiden beschriebenen Transformationen bietet sich die Näherungslösung an, da bei PKW üblichen Hebelarmen kleiner als 5 m ein vernachlässigbarer Fehler entsteht. Bei Nutzfahrzeugen, wie z.B. LKW, bei denen theoretisch deutlich größere Hebelarme auftreten können, muss abgewogen werden, ob die exakte Lösung notwendig ist.

[5] Die Gleichungen in [Wen07, S.47,48] sind im NED-System und mit LLH_{neg} Koordinaten gegeben. Hier werden das ENU-System und LLH_{pos} Koordinaten verwendet.

Die exakte Lösung lautet[6]:

$$\boldsymbol{r}_{ebK}^{e,ECEF} = \boldsymbol{r}_{ebF}^{e,ECEF} + \boldsymbol{C}_{n}^{e}\boldsymbol{C}_{bF}^{n}\boldsymbol{l}_{bFbK}^{bF}. \tag{5.9}$$

Die approximative Lösung ist gegeben mit:

$$\boldsymbol{r}_{ebK}^{e,LLH} \approx \boldsymbol{r}_{ebF}^{e,LLH} + \boldsymbol{T}_{n}^{e}\boldsymbol{C}_{bF}^{n}\boldsymbol{l}_{bFbK}^{bF}. \tag{5.10}$$

Transformation der Geschwindigkeit

Die Transformation der Geschwindigkeit lässt sich allgemein mit der Gleichung

$$\boldsymbol{v}_{ebK}^{bK} = \boldsymbol{C}_{bF}^{bK}\left(\boldsymbol{v}_{ebF}^{bF} + \boldsymbol{\Omega}_{ebF}^{bF}\boldsymbol{l}_{bFbK}^{bF}\right) \tag{5.11}$$

beschreiben. Die Transformation ist erforderlich, wenn das Fahrzeug- und das Kommunikationskoordinatensystem unterschiedlich orientiert sind oder sich deren Ursprünge um einen Hebelarm unterscheiden. Wird die Geschwindigkeit vom Lokalisierungssystem im Navigationskoordinatensystem ausgegeben, kann die Geschwindigkeit anhand der Orientierung in das Fahrzeugkoordinatensystem gedreht werden:

$$\boldsymbol{v}_{ebF}^{bF} = \boldsymbol{C}_{n}^{bF}\boldsymbol{v}_{ebF}^{n}. \tag{5.12}$$

Transformation der Beschleunigung

Die Gleichung zur Transformation der Beschleunigung lautet:

$$\boldsymbol{a}_{ebK}^{bK} = \boldsymbol{C}_{bF}^{bK}\left(\boldsymbol{a}_{ebF}^{bF} + \left(\boldsymbol{\Omega}_{ebF}^{bF}\boldsymbol{\Omega}_{ebF}^{bF} + \dot{\boldsymbol{\Omega}}_{ebF}^{bF}\right)\boldsymbol{l}_{bFbK}^{bF}\right). \tag{5.13}$$

In die Gleichung geht die Gierbeschleunigung $\dot{\boldsymbol{\Omega}}_{ebF}^{bF}$ ein, welche meist nicht bekannt ist. Die Transformation ist daher bei Manövern mit Gierratenänderungen verlustbehaftet.

Steht die Beschleunigung nur als Messwert[7] einer IMU $\boldsymbol{a}_{ibI}^{bI}$ zur Verfügung, so muss diese in das erdfeste Koordinatensystem umgerechnet werden [Wen07, S.54]:

$$\boldsymbol{a}_{ebI}^{bI} = \boldsymbol{a}_{ibI}^{bI} + \boldsymbol{C}_{nI,ENU}^{bI}\left(\boldsymbol{g}^{nI,ENU} - (2\boldsymbol{\omega}_{ie}^{nI,ENU} + \boldsymbol{\omega}_{enI,ENU}^{nI,ENU}) \times \boldsymbol{v}_{ebI}^{nI,ENU}\right). \tag{5.14}$$

[6] Vor und nach der Transformation müssen die LLH-Koordinaten mit den in den Abschnitten 2.2.4 und 2.2.5 beschriebenen Gleichungen zwischen LLH- und kartesischen ECEF-Koordinaten umgerechnet werden.

[7] Beschleunigungssensoren messen die Beschleunigung gegen das Inertialkoordinatensystem, hier wird jedoch die Beschleunigung über Grund benötigt.

Hierbei ist die Schwerebeschleunigung gegeben mit:

$$\boldsymbol{g}^{nI,ENU} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ -g \end{bmatrix}. \tag{5.15}$$

Im Kontext dieser Arbeit genügt eine Approximation der Schwerebeschleunigung g mit dem Wert 9,81 m/s^2. Allgemein wird ein Modell der Schwerebeschleunigung benötigt, da diese mit dem Breitengrad variiert (siehe Anhang B.5).

Die Transportrate $\boldsymbol{\omega}_{enI,ENU}^{nI,ENU}$ und die Erddrehrate $\boldsymbol{\omega}_{ie}^{nI,ENU}$ sind, wie in Abschnitt 5.2.4 ausgeführt, in der hier betrachteten Anwendung vernachlässigbar. Anschließend kann die Gleichung 5.13 angewandt werden, wobei Orientierung, Gierrate und Hebelarm in Bezug auf das IMU-Koordinatensystem benötigt werden.

Zusammenfassung der Transformation vom Fahrzeug- in das Kommunikationskoordinatensystem

Zusammenfassung 2: Transformation bF → bK

$$\boldsymbol{C}_{nK,ENU}^{bK} = \boldsymbol{C}_{nF,NED}^{bF} \boldsymbol{C}_{nF,ENU}^{nF,NED} \tag{5.16}$$

$$\boldsymbol{\omega}_{nF,ENU,bF}^{bF} \approx \boldsymbol{\omega}_{ib}^{b} \tag{5.17}$$

$$\boldsymbol{r}_{ebK,LLH}^{e} \approx \boldsymbol{r}_{ebF,LLH}^{e} + \boldsymbol{T}_{n}^{e} \boldsymbol{C}_{bF}^{n} \boldsymbol{l}_{bFbK}^{bF} \tag{5.18}$$

$$\boldsymbol{v}_{ebK}^{bK} = \boldsymbol{C}_{bF}^{bK} \left(\boldsymbol{v}_{ebF}^{bF} + \boldsymbol{\Omega}_{ebF}^{bF} \boldsymbol{l}_{bFbK}^{bF} \right) \tag{5.19}$$

$$\boldsymbol{a}_{ebK}^{bK} \approx \boldsymbol{C}_{bF}^{bK} \left(\boldsymbol{a}_{ebF}^{bF} + \boldsymbol{\Omega}_{ebF}^{bF} \boldsymbol{\Omega}_{ebF}^{bF} \boldsymbol{l}_{bFbK}^{bF} \right) \tag{5.20}$$

Transformation der Zustandsunsicherheit

Die Kovarianzmatrix des Sender-Zustands lässt sich mit Hilfe der Unscented Transformation (UT) transformieren (siehe Kapitel 2.3.2). Für die in der Tabelle 5.2.4 zusammengefassten Transformationsgleichungen werden jeweils der für die Transformation $f(\hat{\boldsymbol{x}}_a)$ relevante Subzustand $\hat{\boldsymbol{x}}_S$ und die zugehörige Kovarianzmatrix $\boldsymbol{P}_S$ selektiert und mit der Pose $\hat{\boldsymbol{x}}_P$ des Kommunikationskoordinatensystems bK im Fahrzeugkoordinatensystem bF zu einem erweiterten Zustand $\hat{\boldsymbol{x}}_a$ kombiniert.

$$\hat{\boldsymbol{x}}_a = \begin{bmatrix} \hat{\boldsymbol{x}}_e^{bF} & \underbrace{\begin{bmatrix} \boldsymbol{l}_{bFbK}^{bF} & \phi_{bF}^{bK} & \theta_{bF}^{bK} & \psi_{bF}^{bK} \end{bmatrix}^T}_{\hat{\boldsymbol{x}}_P} \end{bmatrix}^T \tag{5.21}$$

Der transformierte Zustand $\boldsymbol{x}_T$ und die zugehörige Kovarianzmatrix $\boldsymbol{P}_T$ setzten sich wie folgt aus den Ergebnissen der einzelnen Transformationen zusammen:

$$\boldsymbol{x}_T = \begin{bmatrix} \boldsymbol{r}_{ebK}^{e} & \boldsymbol{v}_{ebK}^{bK} & \boldsymbol{a}_{ebK}^{bK} & \begin{bmatrix} \phi_{nK}^{bK} & \theta_{nK}^{bK} & \psi_{nK}^{bK} \end{bmatrix} & \boldsymbol{\omega}_{nFbF}^{bF} \end{bmatrix}^T, \tag{5.22}$$

$$\boldsymbol{P}_T = \begin{bmatrix} \boldsymbol{P}_{\boldsymbol{r}_{ebK}^{e}} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \boldsymbol{P}_{\boldsymbol{v}_{ebK}^{bK}} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \boldsymbol{P}_{\boldsymbol{a}_{ebK}^{bK}} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \boldsymbol{P}_{\boldsymbol{C}_{nK}^{bK}} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \boldsymbol{P}_{\boldsymbol{\omega}_{nFbF}^{bF}} \end{bmatrix}. \tag{5.23}$$

Da seitens der in dieser Arbeit zur Lokalisierung genutzten Referenzsysteme nur Standardabweichungen geliefert werden, ist die Kovarianzmatrix des Gesamtzustands eine Diagonalmatrix. Damit sind keine Korrelationen zwischen den Teilzuständen Position, Geschwindigkeit, Beschleunigung, Orientierung und Drehrate vorhanden und werden daher bei der Transformation nicht berücksichtigt.

5.3 Informationsquelle lokale Perzeption

Die Nutzung von Perzeptionsinformation von Fahrzeugen und Infrastrukturperzeptionssystemen zur kooperativen Perzeption ist eine wesentliche Neuerung des in dieser Arbeit entworfenen fahrzeugübergreifenden Informationsfusionssystems. In diesem Abschnitt wird dargestellt, welche Annahmen bezüglich der lokalen Perzeptionssysteme beim Entwurf des fahrzeugübergreifenden Informationsfusionssystems getroffen wurden. Der für die fahrzeugübergreifende Informationsfusion erforderliche Inhalt der Perzeptionsdaten wird in Abschnitt 5.3.1 beschrieben. Die kommunizierte Information muss verlässlich sein, da z.B. bei niedriger Verkehrsdichte Information nur aus einer Quelle verfügbar sein kann. Daher muss die Kommunikation von Geisterobjekten vom Sender vermieden werden. Hierauf wird in Abschnitt 5.3.2 eingegangen. Für die Generierung der Kommunikationsnachrichten werden in den Fahrzeugen eine Navigationslösung des Lokalisierungssystems und eine Objektliste des Perzeptionssystems benötigt. Die beiden Subsysteme liefern in der Praxis nicht zwingend Ergebnisse im gleichen Zeitraster. Daher muss eine zeitliche Zuordnung und gegebenenfalls eine zeitliche Angleichung erfolgen. Voraussetzung hierfür ist, dass für beide Systeme der Gültigkeitszeitpunkt der Daten bezüglich einer gemeinsamen Zeitbasis bekannt ist. Der Aspekt der Zeitsynchronisation wird daher in Abschnitt 5.3.3 betrachtet.

5.3.1 Umfang der benötigten Information

Der Austausch von Perzeptionsinformation erfolgt mit Hilfe von Objektlisten. Eine niedrigere Abstraktionsebene, wie beispielsweise in Form von Videodaten, ist mit der hier eingesetzten Funktechnik aufgrund der beschränkten verfügbaren Bandbreite nicht möglich. Hieraus ergeben sich mehrere Anforderungen an die Perzeptionssysteme, damit zuverlässig fusioniert werden kann.

Das Perzeptionssystem muss Position, Geschwindigkeit und Orientierung sowie optional die Gierrate und Beschleunigung von Objekten schätzen und für den Gültigkeitszeitpunkt der Schätzwerte einen globalen Zeitstempel ausgeben können. Damit wird ein identischer Datenrahmen angestrebt, wie er seitens der Lokalisierungssysteme verfügbar ist. Die Perzeptionsdaten sind zeitlich gefiltert, da die Perzeptionsergebnisse für die Kommunikation an die Lokalisierungsergebnisse zeitlich angeglichen werden müssen. Für den Positionsschätzwert muss weiterhin ein Bezugspunkt an der Objektkontur des beobachteten Objektes ausgegeben werden (siehe Kapitel 2.1.2), um die Assoziierbarkeit mit Daten anderer Systeme zu gewährleisten. Die Positionsunsicherheit darf in Kombination mit der Lokalisierungsunsicherheit die Anforderungen an die spurgenaue Lokalisierung nicht verletzen (siehe Abschnitt 5.2.1). Es müssen weiterhin die Objektabmessungen der dem Sensor zugewandten Seiten bestimmt werden können, um bei der Assoziation und Fusion zwischen verschiedenen Bezugspunkten umrechnen zu können. Dies ist z.B. dann der Fall, wenn ein Objekt einer Quelle mit der Vorderseite zugewandt ist und einer anderen mit der Rückseite.

Neben den Dynamikdaten der Objekte ist deren Klasse relevant, um z.B. in der Situationsanalyse klassenspezifische Prädiktionsmodelle nutzen zu können. Die Klasseninformation für ein Objekt, das von verschiedenen Systemen gesehen wird, kann konfliktbehaftet sein, wenn z.B. das Objekt von einem System nur mit einem nichtklassifizierenden Sensor gesehen wird, der die Klasse nicht eindeutig ermitteln kann. Daher wurde die in dieser Arbeit eingesetzte Kommunikationsschnittstelle so ausgelegt, dass die Klasseninformation mit Hilfe der Dempster-Shafer-Theorie (siehe auch [Mun11], [Mei15]) modelliert und übertragen werden kann.

5.3.2 Umgang mit Geisterobjekten

Als Geisterobjekte werden Tracks bezeichnet, für die kein reales Objekt existiert. Sie werden z.B. bei der Trackinitialisierung durch falsch positive Messungen erzeugt. Hier wird auch von Geisterobjekten gesprochen, wenn Tracks, die durch korrekte Messungen gestützt wurden, nach ausgebliebenen Messungen nicht mehr zu neuen Messungen des korrespondierenden Objektes assoziiert werden können. Letzterer Fall

tritt z.B. auf, wenn Objekte den Erfassungsbereich des Perzeptionssystems endgültig oder temporär verlassen. In der Regel werden Tracks, für die Messungen ausbleiben, mehrere Verarbeitungsschritte durch Prädiktion gehalten, bevor Sie vom Trackmanagement gelöscht werden. Damit wird bei kurzen Informationsausfällen sichergestellt, das sich die dem Objekt zugewiesene ID nicht ändert. Durch die Prädiktion ohne Innovation steigt allerdings die Unsicherheit des Objektzustandes an. Hierdurch kann das Geisterobjekt positiv für Messungen anderer physikalischer Objekte gegatet und diesen in ungünstigen Konstellationen zugewiesen werden. Damit wechselt aus Anwendungssicht ein physikalisches Objekt seine ID. Problematisch bei Geisterobjekten ist ebenfalls, dass diese nicht an eine Fahrspur gebunden sind und bei Übertritt einer Fahrspurgrenze Falschalarme von Assistenzfunktionen auslösen können. Bei einem fahrzeuglokalen System kann der Umgang mit Geisterobjekten individuell angepasst werden, z.B. durch anwendungsspezifische Heuristiken. Seitens der fahrzeugübergreifenden Informationsfusion ist dies auf Grund der nicht eingrenzbaren Vielfalt der Informationsquellen nur eingeschränkt möglich. Eine effiziente Unterdrückung von Geisterobjekten auf der Seite der Quellen ist daher notwendig.

Neben den fahrzeuglokalen Perzeptionssystemen bietet auch die fahrzeugübergreifende Informationsfusion Ansatzpunkte, um Geisterobjekte zu unterdrücken. In der fahrzeugübergreifenden Informationsfusion können Tracks plausibilisiert werden, wenn für diese aus mehreren Quellen mit überlappenden Sichtfeldern Daten vorhanden sind. Im Umkehrschluss können Tracks allerdings nicht ohne weiteres als Geisterobjekt eingestuft werden, wenn bei mehreren Systemen mit überlappendem Sichtbereich nicht für jedes System ein korrespondierendes Objekt vorhanden ist. Hierzu sei folgendes Beispiel angebracht: An Kreuzungen mit abfallenden Kreuzungsarmen, wie die Testkreuzung in Aschaffenburg, können z.B. von zufahrenden Fahrzeugen Objekte auf dem gegenüberliegenden Kreuzungsarm erst sehr spät detektiert werden. Ursache ist, dass auf Grund der Steigung des Kreuzungsarms die direkte Sicht auf die Objekte verdeckt ist. Um in solch einem Fall tatsächlich existierende Objekte nicht als Geisterobjekte einzustufen, dürfen zur Plausibilisierung nur Quellen genutzt werden, die für ein zu plausibilisierendes Objekt eine ausreichend hohe Detektionswahrscheinlichkeit besitzen. Um eine Detektionswahrscheinlichkeit ableiten zu können, ist daher zusätzlich der Austausch einer geeigneten Repräsentation der Fahrbahnoberfläche und des statischen Umfelds notwendig, aus der sich eine Detektionswahrscheinlichkeit zuverlässig ableiten lässt. Unabhängig davon bleibt jedoch für eine Plausibilisierung die Notwendigkeit bestehen, dass ein Objekt von mehreren Perzeptionssystemen gesehen wird. Der häufige Fall, dass Information über ein Objekt nur aus einer externen Quelle verfügbar ist, ist damit nicht abgedeckt.

In dem hier gegebenen Kommunikationsrahmen und der untersuchten Architektur können Geisterobjekte nur auf Senderseite wirksam unterdrückt werden.

5.3.3 Latenzen und Zeitsynchronisation

Die Kenntnis des Gültigkeitszeitpunktes eines Objektzustandes ist notwendige Voraussetzung für dessen Verarbeitung in der fahrzeugübergreifenden Informationsfusion. Weiterhin wird der Gültigkeitszeitpunkt bereits fahrzeuglokal bei der zeitlichen Angleichung der Perzeptionsdaten an die Lokalisierungsergebnisse benötigt. In der Signalverarbeitungskette vom Sensor über die fahrzeuglokale Perzeption und Lokalisierung über den Kommunikationsweg zur fahrzeugübergreifenden Informationsfusion treten eine Reihe von Latenzen auf. Da die Latenzen im Allgemeinen systemspezifisch und nicht zwingend deterministisch sind, kann in der fahrzeugübergreifenden Informationsfusion der Gültigkeitszeitpunkt einer Information nicht durch den Empfangszeitpunkt angenähert werden. Dies macht eine globale Zeitbasis erforderlich, die in allen beteiligten Systemen zur Zeitstempelung der kommunizierten Daten genutzt wird. Eine gemeinsame Zeitbasis wird in dieser Arbeit durch Zeitstempelung der Sensormesszeitpunkte und durch eine Synchronisation der Systemzeit des Fusionsrechners auf die Coordinated Universal Time (UTC)-Zeit realisiert. Die hierfür eingesetzten Methoden sind im Anhang D beschrieben.

Globale Zeitbasis UTC

Die UTC ist die international vereinbarte globale Zeitbasis. Ihr Sekundentakt entspricht der Internationale Atomzeit (TAI). Zur Kompensation der Erdrotation werden bei Bedarf Schaltsekunden eingeführt. Der Bezug zur TAI variiert damit. Weiterhin haben globale Navigationssysteme wie GPS ihre eigenen Zeitbasen. Die Ausgabe von Zeitstempeln in National Marine Electronics Association (NMEA)-Botschaften von GPS-Empfängern erfolgt mit Bezug zur UTC. Empfänger-intern wird zur Berechnung der Navigationslösung jedoch die GPS-Zeit verwendet. Die zeitlichen Zusammenhänge der Zeitbasen sind in der Abbildung 5.7 dargestellt.

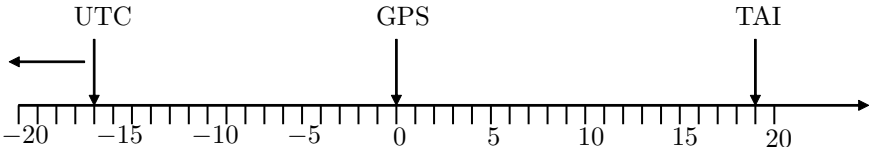


Abbildung 5.7: Bezug der globalen Zeitbasen, UTC (Stand zum 01.07.2012), GPS-Zeit, TAI.

Zeitliche Genauigkeit

Fehler in der Zeitstempelung verursachen Folgefehler in der Zustandsschätzung. Auf der Ebene des fahrzeuglokalen Trackings führen nicht kompensierte Latenzen dazu, dass Positionsmessungen verschiedener Sensoren mit demselben Bezugszeitpunkt voneinander abweichen. Wie stark die Positionsmessungen abweichen, ist neben der Latenz abhängig von der Relativgeschwindigkeit des verfolgten Objektes zum Beobachter. Der Zusammenhang ist in der Abbildung 5.8 am Beispiel eines sich mit konstanter Relativgeschwindigkeit bewegenden Objektes für verschiedene resultierende Positionsfehler dargestellt. Wählt man die Schwelle für den maximal tolerierbaren zeitlichen Fehler zu 1 ms, so liegt der daraus resultierende Positionsfehler bis zu einer Relativgeschwindigeit von 100 km/h unter 0,1 m und liegt bis zu einer Relativgeschwindigkeit von 250 km/h unter 0,3 m. Der Zusammenhang zwischen Zeit- und Positionsfehler wirkt in einem kooperativen Assistenzsystem an mehreren Stellen. An erster Stelle steht die Erfassung der Messdaten in den Sensoren, an zweiter Stelle die zeitliche Angleichung von Lokalisierungs- und Perzeptionsdaten. Hier pflanzt sich der zeitliche Fehler des Lokalisierungsergebnisses auf den zeitlichen Fehler der Perzeptionsergebnisse fort. In der fahrzeugübergreifenden Informationsfusion wird zusätzlich der zeitliche Fehler des Lokalisierungssystems des Empfängers auf den der empfangenen Daten propagiert. Um den durch den zeitlichen Fehler induzierten Positionsfehler gering zu halten, ist folglich eine präzise Zeitstempelung in allen Systemen notwendig. Mit den im Anhang D beschriebenen Methoden konnte der Fehler bei der Zeitstempelung unter einer Millisekunde gehalten werden.

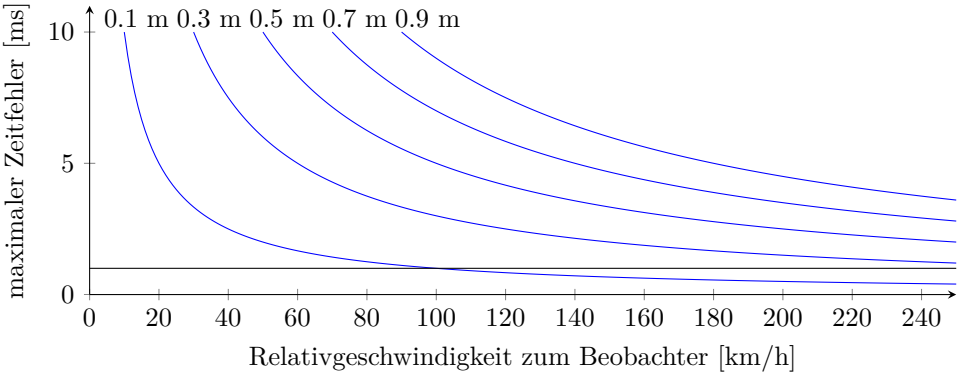


Abbildung 5.8: Maximal tolerierbarer zeitlicher Fehler bei gegebenem maximalen Positionsfehler bei Bewegung eines Objektes mit konstanter Relativgeschwindigkeit zum Beobachter.

5.4 Kommunikation

Die C2X-Kommunikation ist einer der zentralen Bausteine der kooperativen Perzeption. Im Rahmen dieser Arbeit wurde die für das Projekt sim^{TD} entwickelte und vom Projekt Ko-PER übernommene Kommunikations-Hardware eingesetzt [BBD+14]. Die Hardware enthält neben einem 802.11p-WLAN-Modul einen GPS-Empfänger zur Zeitsynchronisation und wird via Ethernet an die Fusionsrechner angebunden. Die Anforderungen an die Kommunikation werden in Abschnitt 5.4.1 beschrieben. Die eingesetzten Nachrichtentypen und Inhalte werden in Abschnitt 5.4.2 erläutert.

5.4.1 Anforderungen an die Kommunikation

Die Anforderungen an die Kommunikation werden im Folgenden für die Anwendung Kreuzungsassistenz abgeleitet. Die relevanten Parameter hinsichtlich der Kommunikation sind die Reichweite, die Kommunikationsrate, die Latenz und die Verfügbarkeit.

Für das betrachtete Anwendungsbeispiel Kreuzungsassistenz liegt die erforderliche minimale Reichweite im Bereich von etwas über 100m [SWP+14]. Mit der Relativgeschwindigkeit erhöht sich die erforderliche Reichweite (siehe Abbildung 5.9).

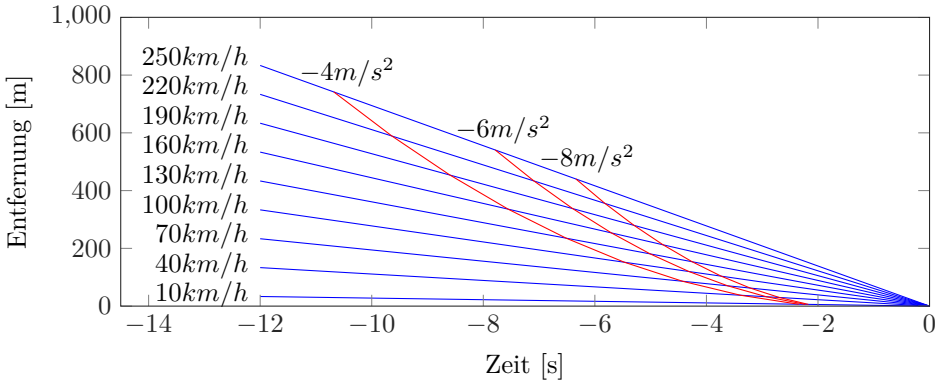


Abbildung 5.9: Optimale Warnschwelle bei unterschiedlichen Relativgeschwindigkeiten zwischen Eigenfahrzeug und Konfliktpartner für verschiedene Verzögerungen.

Die Kommunikationsrate muss ausreichend hoch sein, um das Anwachsen der Zu-

standsunsicherheit bei der zeitlichen Angleichung in der fahrzeugübergreifenden Informationsfusion gering zu halten. Die Kommunikationsrate ist daher zu 10Hz gewählt. Die Latenz der Kommunikation soll die Länge eines Kommunikationsintervalls nicht wesentlich übersteigen, und im Zentral- und Eingangsbereich einer Kreuzung soll nicht mehr als eine Nachricht in Folge verloren gehen, um die Degeneration des Informationsgehalts durch die zeitliche Angleichung zu minimieren. Die Einhaltung der Anforderungen wurde in [BBD+14] überprüft. Die Kommunikationsreichweite ist umfeldabhängig, liegt aber bei direkter Sichtverbindung der Kommunikationspartner deutlich über den erforderlichen 100 m. Im Versuch lag die maximale Reichweite bei 400 m. Höhere Reichweiten konnten auf Grund des Abbruchs der Sichtverbindung auf dem Testgelände nicht bestätigt werden. Die geforderte Kommunikationsrate von 10 Hz wurde ebenfalls mit vernachlässigbaren Abweichungen eingehalten. Die Latenz lag in der Regel deutlich unter 20 ms und damit weit unter der geforderten Obergrenze von 100 ms. Innerhalb des relevanten Kreuzungsbereiches lag die Paketfehlerrate der in den Fahrzeugen von der Kreuzung empfangenen Daten unter 10%. Das verwendete Kommunikationssystem erfüllt damit die hier formulierten Anforderungen in den in [BBD+14] untersuchten Konstellationen. Der Empfang von Daten anderer Fahrzeuge in den Fahrzeugen wird in [BBD+14] nicht betrachtet. Dies wird in dieser Arbeit in Kapitel 7.6 untersucht.

5.4.2 Verwendete Nachrichtentypen

Für die Entwicklung des fahrzeugübergreifenden Informationsfusionsystems wurde die im Projekt Ko-PER spezifizierte Cooperative Perception Message (CPM)-Familie verwendet [PER14]. Eine CPM enthält eine Ego Information Structure (EIS), die den dynamischen Zustand des Senders sowie den für alle Daten in der CPM gültigen globalen Zeitstempel enthält. Neben der EIS enthält eine CPM eine Liste von Perceived Dynamic Objects (PDOs), die die Zustände der vom sendenden System erfassten dynamischen Objekte enthalten. Es existieren zwei Varianten der CPM. Eine für Fahrzeuge, die vCPM und eine für Infrastrukturperzeptionssysteme die iCPM. Die iCPM enthält eine reduzierte Variante der EIS, die iEIS, da weder Information über die Dynamik noch die Klassenzugehörigkeit benötigt wird. Weiterhin kann die iCPM eine Liste empfangener EIS von Fahrzeugen aus dem Kreuzungsbereich enthalten, um als Repeater zu arbeiten. Für die vCPM wurde zusätzlich eine Liste von Perceived Static Objects (PSOs) vorgesehen. Eine Detailspezifikation der PSO ist jedoch im Rahmen des Projektes nicht erfolgt. Die bereits standardisierte CAM wurde in dieser Arbeit nicht genutzt, da der während dieser Arbeit aus dem Projekt sim^{TD} verfügbare Stand die für die Fusion erforderliche Kommunikation von Nebendiagonalelementen der Kovarianzmatrizen nicht unterstützte.

5.5 Zusammenfassung und Diskussion

Stand der Technik

Bezogen auf den Stand der Technik ist eine wesentliche Neuerung dieser Arbeit die systematische Integration kommunizierter Perzeptionsinformation anderer Fahrzeuge in ein erweitertes Umfeldmodell des Eigenfahrzeugs, ergänzend zur Fusion von Lokalisierungsinformation und Perzeptionsinformation von Infrastrukturperzeptionssystemen. Hervorzuheben ist ebenfalls der Einsatz von Track-2-Track-Fusionsmethoden zur konsistenten Fusion der bereits zeitlich gefilterten Eingangsdaten. Gegenüber anderen Arbeiten, die Track-2-Track-Fusionsmethoden einsetzen, wie der von Li [Li12], wird gezielt nur die fahrzeuglokal vorhandene Information kommuniziert, anstelle des kompletten erweiterten Umfeldmodells. Dies hat mehrere praxisrelevante Vorteile. Durch die hierfür erforderliche Kaskadierung des fahrzeuglokalen und fahrzeugübergreifenden Umfeldmodells wird gewährleistet, dass keine erneute Klassifizierung des funktionalen Sicherheitsniveaus der fahrzeuglokalen Umfelderfassung erfolgen muss. Es müssen damit auch nur Fahrfunktionen mit dem erweiterten Umfeldmodell getestet werden, die dieses benötigen. Ebenso ist der Kommunikationsaufwand im Mittel geringer, da fahrzeuglokal meist weniger, maximal jedoch genauso viele Objekte wie im erweiterten Umfeldmodell enthalten sind. Vorteil der Kommunikation des gesamten erweiterten Umfeldmodells ist, dass sich die Reichweite des Modells erhöhen kann. In den hier untersuchten Szenarien wird dies jedoch nicht benötigt. Die Funktionalität ließe sich durch eine aktive Weiterleitung von Kommunikationsnachrichten ebenfalls mit der hier umgesetzten Strategie realisieren. Durch den dezentralen Fusionsansatz im Eigenfahrzeug ergeben sich weitere Vorteile des hier entwickelten Systems. Gegenüber der Fusion in einem Infrastruktursystem lassen sich deutlich niedrigere Latenzzeiten realisieren. Dies wird dadurch begünstigt, dass fahrzeuglokal nur die Information fusioniert werden muss, die für das Eigenfahrzeug relevant ist.

Informationsquellen und Kommunikation

Die im Gesamtsystem zur kooperativen Perzeption beteiligten Informationsquellen wurden beschrieben. Insbesondere die Lokalisierung der Informationsquellen hat einen nicht vernachlässigbaren Einfluss auf die Verwertbarkeit der kommunizierten Information. Die Genauigkeit der Orientierungsschätzung hat abhängig von der Geschwindigkeit einen mitunter sehr starken Einfluss auf die Verwertbarkeit von Perzeptionsdaten anderer Fahrzeuge. Um die Datenverwertbarkeit sicherzustellen, wurden daher in dieser Arbeit Referenzsysteme zur Lokalisierung eingesetzt. Ergänzend wurde dargestellt, mit welchen Lokalisierungsansätzen in Zukunft die Referenzsysteme substituiert werden können. Praxisrelevante Aspekte wie die Umrechnung

von Lokalisierungsergebnissen auf einen, durch Perzeptionssysteme beobachtbaren Punkt auf der Fahrzeughülle, sowie die Bewertung von Referenzdaten wurden ebenfalls betrachtet. Die erforderlichen Transformationsgleichungen für die Umrechnung der Lokalisierungsdaten auf einen beobachtbaren Punkt wurden in diesem Kapitel zusammengefasst.

Die relevanten Aspekte bezüglich der fahrzeuglokalen Perzeption wurden diskutiert. Hierzu gehören die Anforderungen an die kommunizierte Perzeptionsinformation, die Grenzen beim Umgang mit Geisterobjekten in der fahrzeugübergreifenden Informationsfusion sowie der Aspekt der erforderlichen Zeitsynchronisation. Spezifische Anforderungen an die Perzeptionsinformation für die fahrzeugübergreifende Informationsfusion sind die Angabe eines Bezugspunktes auf der Objektkontur, um die Assoziation und Fusion von Objektdaten aus Quellen zu ermöglichen, die ein Objekt aus unterschiedlichen Perspektiven beobachten und die zeitliche Angleichung der Perzeptionsinformation an die Lokalisierungsinformation. Da Information über ein Objekt bei der Kreuzungsassistenz häufig nur aus einer Quelle vorhanden ist, können Geisterobjekte in der fahrzeugübergreifenden Informationsfusion nicht allgemein wirksam unterdrückt werden. Daher sind Multisensorsysteme als Perzeptionssysteme erforderlich, um Geisterobjekte bereits senderseitig zu unterdrücken. Für die zeitliche Angleichung der Lokalisierungs- und Perzeptionsinformation im Sender und für die Assoziation und Fusion im Empfänger müssen für alle Informationen Zeitstempel bezüglich einer gemeinsamen Zeitbasis mit einem ausreichend kleinen zeitlichen Fehler gegeben sein. Bei der Kreuzungsassistenz können zeitliche Fehler größer als eine Millisekunde, bei entsprechend hoher Relativgeschwindigeit zwischen Objekt und Beobachter, nicht vernachlässigbare Positionsfehler verursachen.

Abschließend wurden die Anforderungen an die Kommunikation aufgeführt und die eingesetzten Kommunikationsnachrichten erläutert. Die erforderliche Kommunikationsreichweite für die Kreuzungsassistenz liegt bei rund 100m. Um mit geringem zeitlichen Fehler eine informative Warnung ausgeben zu können, sollte die Kommunikationsrate mindestens 10 Hz betragen. Die Kommunikationsnachrichten wurden aus [PER14] übernommen.

Kapitel 6

Realisierung der fahrzeugübergreifenden Informationsfusion

Gegenstand dieses Kapitels ist die Realisierung eines fahrzeugübergreifenden Informationsfusionssystems. Es wurde als Komponente eines Kreuzungsassistenzsystems entworfen und implementiert sowie in einem eigens dafür aufgebauten Versuchsträger in Betrieb genommen. Das realisierte Informationsfusionssystem fusioniert empfangene Lokalisierungs- und Perzeptionsinformation mit Lokalisierungs- und Perzeptionsinformation des Eigenfahrzeugs zu einem erweiterten Umfeldmodell.

Die Abbildung 6.1 zeigt, wie das fahrzeugübergreifende Informationsfusionssystem mit Modulen zur Kommunikation und Situationsanalyse zu einem Kreuzungsassistenzsystem kombiniert wurde. Weiterhin sind die insgesamt vier Verarbeitungsschritte der fahrzeugübergreifenden Informationsfusion dargestellt. Die Verarbeitungsreihenfolge der eingehenden Information wird in Abschnitt 6.1 erläutert. Mit dem erarbeiteten Verarbeitungsschema lässt sich bei beliebiger Anzahl externer Informationsquellen eine Ausgabe der Ergebnisdaten mit festem Zeitraster sicherstellen. Die Kommunikationsinhalte werden in Abschnitt 6.2 beschrieben. Neben der Festlegung der übertragenen Zustandsgrößen wird die Wahl der Bezugskoordinatensysteme erläutert. Die zeitliche Angleichung empfangener Daten an den Fusionszeitpunkt wird in Abschnitt 6.3 beschrieben. Die Gleichungen der hierfür benötigten Eigenbewegungskompensation werden in dieser Arbeit für die gewählten Bezugskoordinatensysteme in allgemeiner Form zusammengetragen bzw., wenn nötig, hergeleitet. Die dabei getroffenen Vereinfachungen werden erläutert (siehe Kapitel 3.3.3). Damit können die Gleichungen bei der Wahl anderer Bezugskoordinatensysteme oder anderer Vereinfachungen als Ausgangspunkt genutzt werden. Im nächsten Verarbeitungsschritt erfolgt die Transformation der zeitlich angeglichenen Information in das Fusionskoordinatensystem (siehe Abschnitt 6.4). Das Fusionskoordinatensystem ist so gewählt,

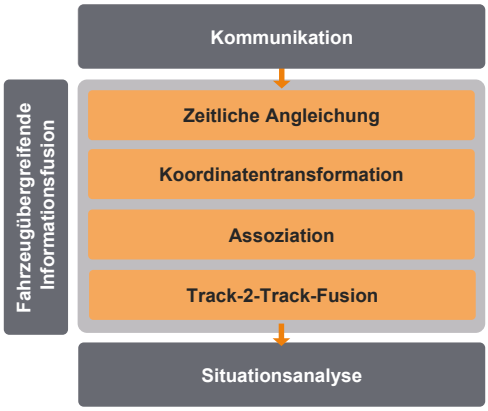


Abbildung 6.1: Verarbeitungsschritte der fahrzeugübergreifenden Informationsfusion.

dass der Einfluss der Eigenlokalisierungsunsicherheit auf das erweiterte Umfeldmodell minimiert wird. Im Anschluss werden die transformierten Objektzustände mit bereits bekannten Objekten assoziiert. Dies ist in Abschnitt 6.5 beschrieben. Um Perzeptionsergebnisse mit unterschiedlichen Referenzpunkten auf der Objekthülle, z.B. vorne links und hinten Mitte assoziieren zu können, werden in dieser Arbeit eine Methode zur Angleichung der Referenzpunkte sowie eine hierfür notwendige Methode zur Fusion der Objektabmessungen erarbeitet. Im letzten Verarbeitungsschritt werden die assoziierten Objekte fusioniert (siehe Abschnitt 6.6). Die Fusion erfolgt mit Hilfe einer Track-2-Track-Fusionsmethode. Für einen Vergleich im Rahmen der Evaluierung wurden mehrere Methoden implementiert. Zur Reduktion des Kommunikationsaufwandes und zur Erhöhung des Informationsgewinns wird ein Fusionsschema entwickelt, bei dem Teilzustände als stochastisch unabhängig betrachtet werden und damit unabhängig voneinander fusioniert werden können. Die Gültigkeit der Annahme lässt sich durch einen Konsistenznachweis der Daten der Informationsquellen absichern.

6.1 Verarbeitungsreihenfolge lokaler und empfangener Information

Bei Empfang einer neuen Kommunikationsnachricht sind drei Fälle zu unterscheiden. Die Verarbeitung erfolgt in allen drei Fällen nach dem in der Abbildung 6.1 dargestellten Schema zeitliche Angleichung, Koordinatentransformation, Assoziati-

on und Track-2-Track-Fusion. Je nach Informationsquelle und dem Zeitbezug der eingehenden Nachricht zum letzten Fusionszeitpunkt werden die Nachrichten leicht unterschiedlich behandelt. Dies ist in der Abbildung 6.2 dargestellt.

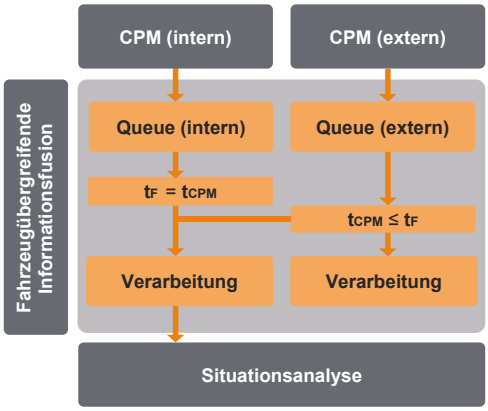


Abbildung 6.2: Verarbeitungsreihenfolge der Kommunikationsnachrichten in der fahrzeugübergreifenden Informationsfusion.

Kommt die Nachricht von einem externen System, so wird sie zwischengespeichert, wenn ihr Zeitstempel chronologisch hinter dem aktuellen Fusionszeitpunkt liegt. Liegt ihr Zeitstempel chronologisch vor dem Fusionszeitpunkt oder ist er mit diesem identisch, so wird sie entsprechend dem in der Abbildung 6.1 gezeigten Ablauf verarbeitet. Die zu verarbeitende Datenrate des Situationsanalysemoduls ist aus Rechenzeitgründen auf 10Hz begrenzt. Das Ergebnis der Fusion wird in diesem Fall nicht an das Situationsanalysemodul weitergereicht, da sonst bei n externen Quellen die zu verarbeitenden Datenrate auf $10\text{Hz} \cdot (n+1)$ ansteigen würde.

Stammt die Nachricht vom Eigenfahrzeug, so wird diese ebenfalls zwischengespeichert, um bei der Verarbeitung externer Nachrichten im Transformationsschritt auf die Lokalisierungsinformation des Eigenfahrzeugs zugreifen zu können. Die neue Nachricht gibt den neuen Fusionszeitpunkt vor. Die Verarbeitung der Nachricht erfolgt entsprechend dem in der Abbildung 6.1 dargestellten Ablauf, wobei anstelle der aktuellen Nachricht die globale Trackliste zeitlich angeglichen wird. Nach erfolgter Fusion der Nachricht des Eigenfahrzeuges werden alle zwischengespeicherten Nachrichten der externen Systeme mit einem Zeitstempel verarbeitet, der kleiner oder gleich der neuen Fusionszeit ist. Abschließend wird das neue Fusionsergebnis an das Situationsanalysemodul weitergereicht.

6.2 Kommunizierte Information

Die Zustandsgrößen der kommunizierten Lokalisierungs- und Perzeptionsinformation sind in den Tabellen 6.1 und 6.2 zusammengefasst. Sie entsprechen dem Inhalt der genutzten Nachrichtenformate [PER14]. Die Zustandsgrößen sind jeweils mit ihren Bezugskoordinatensystemen angegeben (siehe Kapitel 2.1). Die relevanten Koordinatensysteme sind in der Abbildung 6.3 vereinfacht schematisch dargestellt.

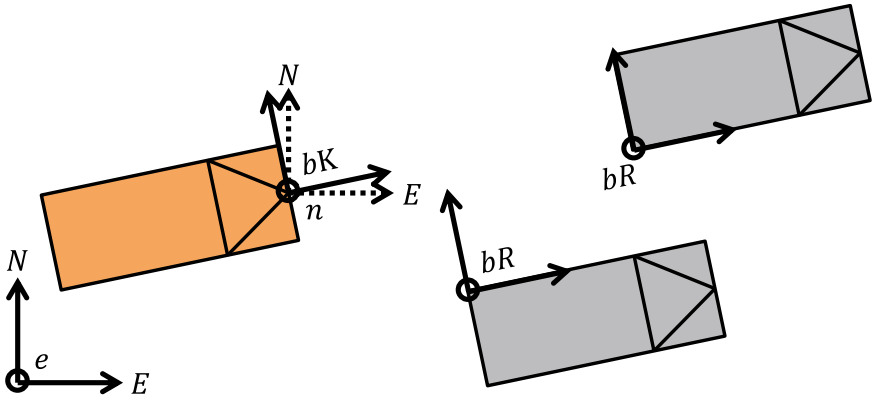


Abbildung 6.3: Die kommunizierte Information setzt sich aus der Information über das Eigenfahrzeug (orange) und einer Objektliste (grau) zusammen. Relevante Koordinatensysteme sind das Kommunikationskoordinatensystem bK des Eigenfahrzeuges und die Objektkoordinatensysteme bR, die ihren Ursprung jeweils im Referenzpunkt des Objektes haben. Die Orientierung des Eigenfahrzeuges wird gegenüber dem Navigationskoordinatensystem n (gestrichelte Achsen) gemessen. Die Position des Eigenfahrzeugs wird im erdfesten Koordinatensystem e angegeben.

Die Tabelle 6.1 beschreibt den dynamischen Zustand des Senders oder des Eigenfahrzeuges. Ein UTC-Zeitstempel gibt den Gültigkeitszeitpunkt des Zustands an. Die Positionsangabe erfolgt mit LLH-Koordinaten im erdfesten Koordinatensystem e. Das Kommunikationskoordinatensystem bK des Senders hat seinen Ursprung in der Projektion des Mittelpunktes der vorderen Stoßstange in die Fahrbahnebene (vgl. Abschnitt 2.1). Die Geschwindigkeit und die Beschleunigung des Eigenfahrzeugs werden gegenüber dem erdfesten Koordinatensystem e gemessen und im Kommunikationkoordinatensystem dargestellt. Die Orientierung des Eigenfahrzeuges ist in Eulerwinkeln angegeben. Diese beschreiben die Orientierung des Kommunikationskoordinatensystems bK gegenüber dem Navigationskoordinatensystem n (siehe Abschnitt 2.1.2).

Größe	Beschreibung
t_{UTC}	Zeitstempel
φ^{e}_{ebK}	Breitengrad in WGS84-Koordinaten
λ^{e}_{ebK}	Längengrad in WGS84-Koordinaten
h^{e}_{ebK}	Höhe über WGS84-Ellipsoid
$v^{bK}_{ebK,x}$	Geschwindigkeit über Grund, x-Komponente
$v^{bK}_{ebK,y}$	Geschwindigkeit über Grund, y-Komponente
$v^{bK}_{ebK,z}$	Geschwindigkeit über Grund, z-Komponente
$a^{bK}_{ebK,x}$	Beschleunigung über Grund, x-Komponente
$a^{bK}_{ebK,y}$	Beschleunigung über Grund, y-Komponente
$a^{bK}_{ebK,z}$	Beschleunigung über Grund, z-Komponente
ϕ^{bK}_{n}	Wankwinkel
θ^{bK}_{n}	Nickwinkel
ψ^{bK}_{n}	Gierwinkel
$\dot{\phi}^{bK}_{nbK}$	Wankrate
$\dot{\theta}^{bK}_{nbK}$	Nickrate
$\dot{\psi}^{bK}_{nbK}$	Gierrate

Tabelle 6.1: Zustand des Senders/Eigenfahrzeuges.

Größe	Beschreibung
$r^{bK}_{bKbR,x}$	Relativposition in x-Richtung
$r^{bK}_{bKbR,y}$	Relativposition in y-Richtung
$r^{bK}_{bKbR,z}$	Relativposition in z-Richtung
$\|v\|^{bK}_{ebR}$	Betrag der Geschwindigkeit über Grund
$\phi^{bK}_{v,ebR}$	Azimuth der Geschwindigkeit über Grund
$\theta^{bK}_{v,ebR}$	Elevation der Geschwindigkeit über Grund
$\|a\|^{bK}_{ebR}$	Betrag der Geschwindigkeit über Grund
$\phi^{bK}_{a,ebR}$	Azimuth der Geschwindigkeit über Grund
$\theta^{bK}_{a,ebR}$	Elevation der Geschwindigkeit über Grund
$v^{bK}_{ebR,x}$	Geschwindigkeit über Grund in x-Richtung
$v^{bK}_{ebR,y}$	Geschwindigkeit über Grund in y-Richtung
$v^{bK}_{ebR,z}$	Geschwindigkeit über Grund in z-Richtung
$a^{bK}_{ebR,x}$	Beschleunigung über Grund in x-Richtung
$a^{bK}_{ebR,y}$	Beschleunigung über Grund in y-Richtung
$a^{bK}_{ebR,z}$	Beschleunigung über Grund in z-Richtung
ϕ^{bR}_{bK}	Wankwinkel
θ^{bR}_{bK}	Nickwinkel
ψ^{bR}_{bK}	Gierwinkel
$\dot{\psi}^{bK}_{bKbR}$	Gierrate

Tabelle 6.2: Zustand einer Beobachtung (Geschwindigkeiten und Beschleunigungen können entweder in oder kartesischen oder Kugelkoordinaten kommuniziert werden.).

Die Drehrate wird zwischen Navigations- und Kommunikationskoordinatensystem angegeben und ebenfalls im Kommunikationskoordinatensystem ausgegeben. Alle Zustandsgrößen des Eigenfahrzeuges sind bezüglich dreier Koordinatenachsen angegeben. Verfügt das Lokalisierungssystem neben einem GNSS-Emfänger über eine Inertialmesseinheit mit Drei-Achsen Beschleunigungs- und Drehratensensoren, sind alle Zustandsgrößen verfügbar. Ist das Gesamtsystem zur kooperativen Perzeption auf Straßenfahrzeuge beschränkt, kann auf die z-Komponenten der Geschwindigkeit und Beschleunigung ebenso wie auf die Wank- und Nickrate verzichtet werden. Diese im Rahmen der Entwicklung dennoch mitzuführen, hat den praktischen Vorteil, dass bei fehlerhafter Befüllung der Kommunikationsnachrichten Fehler detektiert und behoben werden können. Zu solchen Fehlern gehören z.B. die Ausgabe der Geschwindigkeit im Navigationskoordinatensystem anstelle des Kommunikationskoordinatensystems oder eine fehlende g-Kompensation der Beschleunigung, .

Die Tabelle 6.2 beschreibt den dynamischen Zustand eines durch den Sender beobachteten Objektes. Die Objektzustände haben denselben Gültigkeitszeitpunkt wie die zugehörige Navigationslösung. Vor der Kommunikation erfolgt hierzu, wenn notwendig, eine zeitliche Angleichung durch Prädiktion der Objektzustände. Die Position wird zwischen dem Kommunikationskoordinatensystem des Senders und dem Objektkoordinatensystem bR gemessen, dessen Ursprung im Referenzpunkt des Objektes liegt, und im Kommunikationskoordinatensystem ausgegeben. Der Referenzpunkt ist einer von acht beobachtbaren Punkten auf der Objekthülle oder dessen geometrischer Schwerpunkt (siehe Abschnitt 2.1.2). Die Geschwindigkeit und die Beschleunigung werden zwischen dem erdfesten Koordinatensystem e und dem Objektkoordinatensystem bR gemessen und entweder in kartesischen oder Kugelkoordinaten im Kommunikationskoordinatensystem ausgegeben. Dies ist dem Umstand geschuldet, dass in den als Informationsquellen genutzten Versuchsfahrzeugen unterschiedliche Bewegungsmodelle für die Objektverfolgung eingesetzt wurden. Die Orientierung wird zwischen dem Kommunikationskoordinatensystem und dem Objektkoordinatensystem gemessen. Die Drehrate wird nur in Form einer Gierrate kommuniziert, die zwischen dem Kommunikations- und Objektkoordinatensystem gemessen und im Kommunikationskoordinatensystem ausgegeben wird. Mit Ausnahme der Gierrate sind auch die Zustandsgrößen der Beobachtungen bezüglich dreier Koordinatenachsen angegeben. Hintergrund ist, dass für das Infrastrukturperzeptionssystem das Navigationskoordinatensystem als Kommunikationskoordinatensystem gewählt wurde. Da die Fahrbahnebenen von Kreuzungsarmen nicht allgemein in der Nord-Ost-Ebene liegen und auch nicht in derselben Ebene, sind für eine nicht verlustbehaftete Kommunikation alle drei Achsen erforderlich. Bei der Gierrate wurde angenommen, dass bei Verwendung ausschließlich abstandsmessender Sensoren die eher hohe Schätzunsicherheit die Fehler durch Vernachlässigung der Relativorientierung zwischen Objekt- und Kommunikationskoordinatensystem mit abdeckt.

6.3 Zeitliche Angleichung

Im ersten Verarbeitungsschritt muss bei einer Nachricht vom Eigenfahrzeug die globale Trackliste an den Fusionszeitpunkt angeglichen werden. Bei Eingang einer Nachricht eines externen Systems muss die Nachricht ebenfalls angeglichen werden, wenn der Gültigkeitszeitpunkt der enthaltenen Daten kleiner als der aktuelle Fusionszeitpunkt ist.

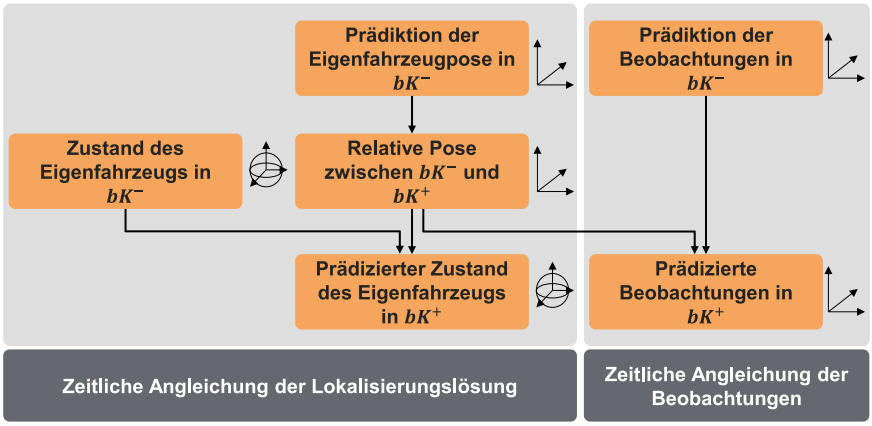


Abbildung 6.4: Ablauf der zeitlichen Angleichung.

Die zeitliche Angleichung erfolgt in zwei Schritten (siehe Abbildung 6.4). Im ersten Schritt wird die Lokalisierungslösung angeglichen (siehe Abschnitt 6.3.1), im zweiten die Beobachtungen (siehe Abschnitt 6.3.2). In beiden Fällen kann eines der im Anhang C.2-C.3 beschriebenen Bewegungsmodelle genutzt werden.

6.3.1 Zeitliche Angleichung der Lokalisierungslösung

Die Prädiktion der globalen Position des Senders $\boldsymbol{r}^{e}_{ebK^-}$ erfolgt mit der Approximationslösung, basierend auf der Gleichung (2.55)

$$\boldsymbol{r}^{e}_{ebK^+} \approx \boldsymbol{r}^{e}_{ebK^-} + \boldsymbol{T}^{e}_{n^-} \boldsymbol{C}^{n^-}_{bK^-} \boldsymbol{r}^{bK^-}_{bK^- bK^+}. \tag{6.1}$$

Hierbei bezeichnen die Suffixe $-$ und $+$ die Koordinatensysteme vor und nach der Prädiktion. Die Transformation ist in der Abbildung 6.5 veranschaulicht.

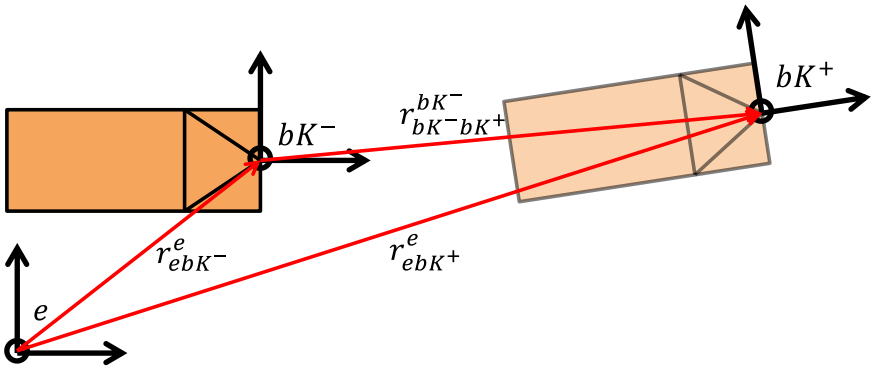


Abbildung 6.5: Zeitliche Angleichung der Lokalisierungslösung.

Im ersten Schritt erfolgt die Berechnung der prädizierten Position $\boldsymbol{r}^{bK^-}_{bK^-bK^+}$ im fahrzeugfesten Koordinatensystem des Senders. Hierfür wird, ausgehend vom empfangenen Zustand des Senders, der Zustand gebildet, der für das zur Prädiktion verwendete Bewegungsmodell benötigt wird. Im fahrzeugfesten Koordinatensystem bK^- hat der Sender vor der Prädiktion die Position Null. Die übrigen dynamischen Größen können übernommen werden bzw. müssen, wenn das Bewegungsmodell keine kartesischen Koordinaten nutzt, in Kugelkoordinaten umgerechnet werden (siehe Kapitel 2.2.3) und nach der Prädiktion zurücktransformiert werden (siehe Kapitel 2.2.2).

Die mit dem Bewegungsmodell prädizierte Position des Senders $\boldsymbol{r}^{bK^-}_{bK^-bK^+}$ muss im nächsten Schritt in das erdfeste Koordinatensystem überführt werden, um zur globalen Position zum Gültigkeitszeitpunkt der Nachricht addiert werden zu können. Hierzu ist zuerst eine Drehung mit der Richtungskosinusmatrix $\boldsymbol{C}^{n^-}_{bK^-}$, die aus den empfangenen Eulerwinkeln gebildet werden kann, erforderlich. Danach erfolgt die Drehung vom Navigationkoordinatensystem in das erdfeste Koordinatensystem mit der Matrix $\boldsymbol{T}^e_n$ aus Kapitel 2.2.6

$$\boldsymbol{T}^e_n = \begin{bmatrix} 0 & \frac{1}{R_N(\varphi^e_{ebK}) - h^e_{ebK}} & 0 \\ \frac{1}{\left(R_E(\varphi^e_{ebK}) - h^e_{ebK}\right)\cos(\varphi^e_{ebK})} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \tag{6.2}$$

Bei $R_N(\varphi^e_{ebK})$ und $R_E(\varphi^e_{ebK})$ handelt es sich um den Meridiankrümmungsradius

und den Querkrümmungsradius des WGS84-Erdmodells (siehe Kapitel 2.1.3).

$$R_N(\varphi^e_{ebK}) = a_{84} \cdot \frac{1 - e^2_{84}}{\left(1 - e^2_{84} \sin^2(\varphi^e_{ebK})\right)^{\frac{3}{2}}} \tag{6.3}$$

$$R_E(\varphi^e_{ebK}) = \frac{a_{84}}{\left(1 - e^2_{84} \sin^2(\varphi^e_{ebK})\right)^{\frac{1}{2}}} \tag{6.4}$$

Es wird angenommen, dass die Differenz $\Delta\varphi = \varphi^e_{ebK^+} - \varphi^e_{ebK^-}$ sehr klein ist und damit die Änderungen von $R_N(\varphi^e_{ebK})$ und $R_E(\varphi^e_{ebK})$ vernachlässigbar klein sind, womit gilt $\boldsymbol{T}^e_{n^-} \approx \boldsymbol{T}^e_{n^+}$. Damit gilt ebenfalls $\boldsymbol{C}^{n^+}_{bK^+} \approx \boldsymbol{C}^{n^-}_{bK^+}$, da die Navigationskoordinatensysteme in guter Näherung identisch orientiert sind. Die mit dem Bewegungsmodell prädizierte Orientierung kann daher übernommen werden. Die übrigen dynamischen Größen müssen nach der Prädiktion mit dem Bewegungsmodell noch in das neue Beobachterkoordinatensystem bK^+ durch Drehung mit der Richtungskosinusmatrix $\boldsymbol{C}^{bK^+}_{bK^-}$ überführt werden. Die benötigte Relativorientierung $\boldsymbol{C}^{bK^+}_{bK^-}$ berechnet sich zu

$$\boldsymbol{C}^{bK^+}_{bK^-} \approx \boldsymbol{C}^{bK^+}_{n^+} \left(\boldsymbol{C}^{bK^-}_{n^-}\right)^T. \tag{6.5}$$

Hierbei gilt wieder die Annahme, dass die relative Orientierung der Navigationskoordinatensysteme vernachlässigbar ist.

6.3.2 Zeitliche Angleichung der Beobachtungen

Die senderseitig in der Perzeption verwendeten Bewegungsmodelle nutzen entweder kartesische oder Kugelkoordinaten zur Angabe von Geschwindigkeit und Beschleunigung. Sofern notwendig, werden daher die Geschwindigkeit und die Beschleunigung hinsichtlich der verwendeten Koordinaten an das für die zeitliche Angleichung genutzte Bewegungsmodell angeglichen. Die Umrechnung erfolgt mit Hilfe der Unscented Transformation (siehe Abschnitt 2.3.2) und den Transformationsgleichungen aus den Abschnitten 2.2.3 und 2.2.2.

Die Zustände der beobachteten Objekte werden im fahrzeugfesten Koordinatensystem des Senders prädiziert. Da sich der Sender zwischen dem Gültigkeitszeitpunkt der Nachricht und dem Fusionszeitpunkt bewegen kann, muss die Eigenbewegung des Senders kompensiert werden (siehe Abschnitt 3.3.3). Hierzu werden die bei der zeitlichen Angleichung der Lokalisierungslösung berechneten Positions- und Orientierungsänderungen $\boldsymbol{r}^{bK^-}_{bK^-bK^+}$ und $\boldsymbol{C}^{bK^+}_{bK^-}$ genutzt. Die hierfür erforderlichen Gleichungen sind in der Zusammenfassung 3 aufgeführt.

Zusammenfassung 3: Eigenbewegungskompensation

$$\boldsymbol{C}_{bK^-}^{bK^+} = \boldsymbol{C}_{nK^-}^{bK^+} \cdot \left(\boldsymbol{C}_{nK^-}^{bK^-}\right)^T \tag{6.6}$$

$$\boldsymbol{r}_{bK^+bR^+}^{bK^+} = \boldsymbol{C}_{bK^-}^{bK^+}(\boldsymbol{r}_{bK^-bR^+}^{bK^-} - \boldsymbol{r}_{bK^-bK^+}^{bK^-}) \tag{6.7}$$

$$\boldsymbol{v}_{ebR^+}^{bK^+} = \boldsymbol{C}_{bK^-}^{bK^+}\boldsymbol{v}_{ebR^+}^{bK^-} \tag{6.8}$$

$$\boldsymbol{a}_{ebR^+}^{bK^+} = \boldsymbol{C}_{bK^-}^{bK^+}\boldsymbol{a}_{ebR^+}^{bK^-} \tag{6.9}$$

$$\boldsymbol{C}_{bK^+}^{bR^+} = \boldsymbol{C}_{bK^-}^{bR^+}\boldsymbol{C}_{bK^+}^{bK^-} \tag{6.10}$$

$$\boldsymbol{\omega}_{bK^+bR^+}^{bK^+} = \boldsymbol{C}_{bK^-}^{bK^+}\left(\boldsymbol{\omega}_{bK^-bR^+}^{bK^-} + \boldsymbol{\omega}_{nK^-bK^-}^{bK^-}\right) - \boldsymbol{\omega}_{nK^+bK^+}^{bK^+} \tag{6.11}$$

6.4 Koordinatentransformation

Im Anschluss an die zeitliche Angleichung erfolgt die Transformation einer Nachricht in das Fusionskoordinatensystem. Die Transformation erfolgt in zwei Schritten (siehe Abbildung 6.6). Im ersten Schritt erfolgt die Berechnung der relativen Pose zwischen dem Sender und dem Eigenfahrzeug und die Transformation des dynamischen Zustands des Senders in das Fusionskoordinatensystem. Die relative Pose wird benötigt, um im zweiten Schritt die Beobachtungen des Senders in das Fusionskoordinatensystem zu transformieren. Die relative Pose liegt in Form eines Translationsvektors $\boldsymbol{r}_{bKObKE}^{bKO}$ und einer Rotationsmatrix $\boldsymbol{C}_{bKE}^{bKO}$ vor.

Die relative Pose von Sender und Eigenfahrzeug wird in dieser Arbeit allein auf Basis der Lokalisierungslösungen berechnet. Eine Verbesserung der relativen Pose oder Lokalisierungslösung durch kooperative Verfahren wird in dieser Arbeit nicht weiter betrachtet, ist jedoch prinzipiell möglich. Entweder kann vor der fahrzeugübergreifenden Informationsfusion die Lokalisierungslösung verbessert werden [LN12], oder die relative Pose kann direkt geschätzt werden [RMKD13], [BBD+14].

Im Folgenden wird zunächst in Abschnitt 6.4.1 die Wahl des Fusionskoordinatensystems motiviert. In Abschnitt 6.4.2 wird die Transformation des Sender-Zustandes beschrieben. Abschließend wird in Abschnitt 6.4.3 die Transformation der Perzeptionsinformation erläutert.

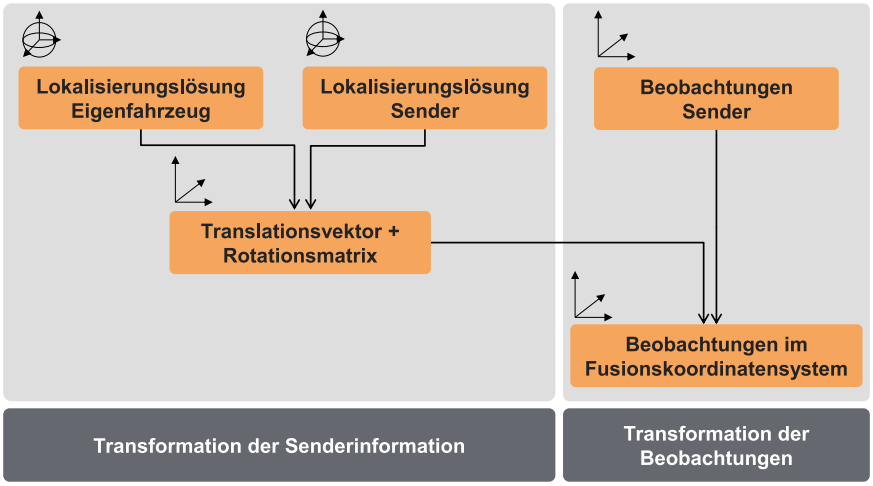


Abbildung 6.6: Übersicht Transformationsschritte.

6.4.1 Fusionskoordinatensystem

Bei der fahrzeuglokalen Sensordatenfusion wird üblicherweise das fahrzeugfeste Koordinatensystem des Eigenfahrzeugs als Fusionskoordinatensystem genutzt. Der Ursprung liegt hierbei z.B. im Mittelpunkt der Hinterachse des Eigenfahrzeugs oder im Mittelpunkt der vorderen Stoßstange. Die Posen der Sensoren im fahrzeugfesten Koordinatensystem des Eigenfahrzeugs sind durch Kalibrierung mit geringer Unsicherheit bestimmbar und können als zeitinvariant angenommen werden.

Für die fahrzeugübergreifende Informationsfusion ist es prinzipiell wünschenswert, das von der fahrzeuglokalen Sensordatenfusion gewohnte Fusionskoordinatensystem zu nutzen, damit bestehende Schnittstellen zu nachgelagerten Anwendungen weiter genutzt werden können. Hierbei kann es je nach Anwendung besser sein, als Beobachterkoordinatensystem für die Objektzustände das fahrzeugfeste Koordinatensystem des Eigenfahrzeugs oder ein globales Koordinatensystem zu wählen.

Wird das fahrzeugfeste Koordinatensystem verwendet, muss bei der Überführung von Information aus dem Beobachterkoordinatensystem eines anderen Systems die relative Pose der Systeme über ein globales Koordinatensystem ermittelt werden. Hierbei muss die globale Unsicherheit der Posen des Eigenfahrzeugs und des anderen Systems auf die Unsicherheit der zu transformierenden Information propagiert werden. Während Positionen lokaler Perzeptionsergebnisse mit einer Unsicherheit im Dezimeterbereich gegeben sein können, ist externe Information, bedingt durch die Abhängigkeit von der

Lokalisierungsgenauigkeit zweier Systeme, leicht um Größenordnungen ungenauer.

Bei der Verwendung des fahrzeugfesten Koordinatensystems als Fusionskoordinatensystem steigen die in Abschnitt 5.2.1 formulierten Lokalisierungs-Anforderungen an die einzelnen Systeme durch die Propagation der Lokalisierungsunsicherheiten zweier Systeme auf die Unsicherheit der extern eingebrachten Objektzustände weiter an. Kostengünstige Lokalisierungssysteme, die die erforderlichen Genauigkeiten zuverlässig liefern, sind derzeit noch Gegenstand der Forschung (siehe Abschnitt 5.2.2). Eine weitere Steigerung der Anforderungen ist daher unvorteilhaft. Deshalb wird im realisierten fahrzeugübergreifenden Informationsfusionssystem ein globales Fusionskoordinatensystem verwendet.

Bei der Verwendung eines globalen Koordinatensystems muss ebenfalls die Lokalisierungsunsicherheit auf die Unsicherheit lokaler Informationen propagiert werden. Allerdings ist die Erhöhung der Unsicherheit jeweils nur von der Lokalisierungsunsicherheit der Informationsquelle abhängig und nicht zusätzlich von der des Eigenfahrzeugs. Im Gegenzug erhöht sich die Unsicherheit von Beobachtungen des Eigenfahrzeuges im globalen Fusionskoordinatensystem relativ zum fahrzeuglokalen Koordinatensystem.

Das im realisierten fahrzeugübergreifenden Informationsfusionssystem verwendete globale Fusionskoordinatensystem entspricht hinsichtlich seiner Achsausrichtung dem fahrzeugfesten Koordinatensystem zum Fusionszeitpunkt und hat seinen Ursprung in der globalen Position des Eigenfahrzeugs. Die aus der fahrzeuglokalen Objektverfolgung bekannte Visualisierung des Umfeldmodells kann so beibehalten werden. Neben der kooperativen Kreuzungsassistenz können Anwendungen, für die die erhöhte Unsicherheit der Objektzustände im globalen Koordinatensystem gegenüber dem fahrzeugfesten Koordinatensystem keine Einschränkungen mit sich bringt, direkt mit dem erweiterten Umfeldmodell verwendet werden.

6.4.2 Transformation des Sender-Zustands

Die Transformation des Sender-Zustands in das Fusionskoordinatensystem erfolgt mit Hilfe der Unscented Transformation und den im Folgenden beschriebenen Transformationsgleichungen. Ursprung und Achsausrichtung des Fusionskoordinatensystems werden als perfekt bekannt angenommen. Aus numerischen Gründen muss jedoch für die Unscented Transformation eine vernachlässigbar kleine Positions- und Orientierungsunsicherheit berücksichtigt werden.

Transformation der Orientierung

Die Relativorientierung zwischen Sender und Empfänger wird allgemein mit Hilfe der folgenden Gleichung berechnet:

$$\boldsymbol{C}_{bKE}^{bKO} = \boldsymbol{C}_{nKO}^{bKO}\boldsymbol{C}_{nKE}^{nKO}\left(\boldsymbol{C}_{nKE}^{bKE}\right)^{T}, \tag{6.12}$$

$$\approx \boldsymbol{C}_{nKO}^{bKO}\left(\boldsymbol{C}_{nKE}^{bKE}\right)^{T}. \tag{6.13}$$

Die in der Gleichung enthaltene Richtungskosinusmatrix $\boldsymbol{C}_{nKE}^{nKO}$, die die Relativorientierung von Empfänger- und Sender-Koordinatensystem beschreibt, ist für kleine Distanzen näherungsweise identisch mit der Einheitsmatrix und kann daher im Kontext der in dieser Arbeit betrachteten Anwendungen vernachlässigt werden. Bei großen Abständen kann die Richtungskosinusmatrix mit Hilfe der Gleichung (2.67) berechnet werden. Sofern die transformierte Orientierung in Eulerwinkeln benötigt wird, können diese mit einer der in Abschnitt 2.2.8 beschriebenen Methoden aus der Richtungskosinusmatrix $\boldsymbol{C}_{bKE}^{bKO}$ extrahiert werden.

Transformation der Drehraten

Die Transformation der Drehrate erfolgt mit der Gleichung

$$\boldsymbol{\omega}_{bKEbKO}^{bKE} = \boldsymbol{\omega}_{nKEnKO}^{bKE} - \boldsymbol{\omega}_{nKEbKE}^{bKE} + \boldsymbol{C}_{bKO}^{bKE}\boldsymbol{\omega}_{nKObKO}^{bKO}. \tag{6.14}$$

Die Drehrate $\boldsymbol{\omega}_{nKEnKO}^{bKE}$ in der Gleichung (6.14) ist abhängig von den Transportraten des Senders $\boldsymbol{\omega}_{enKO}^{nKO}$ und des Empfängers $\boldsymbol{\omega}_{enKE}^{nKE}$:

$$\boldsymbol{\omega}_{nKEnKO}^{bKE} = \boldsymbol{C}_{nKE}^{bKE}\underbrace{\boldsymbol{\omega}_{enKE}^{nKE}}_{\approx\mathbf{0}} + \boldsymbol{C}_{nKO}^{bKE}\underbrace{\boldsymbol{\omega}_{enKO}^{nKO}}_{\approx\mathbf{0}} \approx 0. \tag{6.15}$$

Die Transportraten sind bei den hier betrachteten Geschwindigkeiten von Sender und Empfänger vernachlässigbar gering (vgl. Abschnitt 5.2.4). Die Transformationsgleichung (6.14) vereinfacht sich hierdurch zu

$$\boldsymbol{\omega}_{bKEbKO}^{bKE} \approx \boldsymbol{C}_{bKO}^{bKE}\boldsymbol{\omega}_{nKObKO}^{bKO} - \boldsymbol{\omega}_{nKEbKE}^{bKE}. \tag{6.16}$$

Transformation der Position

Die Berechnung einer Relativposition aus LLH-Koordinaten erfolgt mit Hilfe von Gleichung (2.50):

$$\boldsymbol{r}_{bKEbKO}^{bKE} \approx \boldsymbol{C}_{nKE}^{bKE} \boldsymbol{T}_{e}^{nKE,ENU} \left(\boldsymbol{r}_{ebKO}^{e} - \boldsymbol{r}_{ebKE}^{e}\right)_{LLH} \tag{6.17}$$

$$= \boldsymbol{C}_{nKE}^{bKE} \begin{bmatrix} (\lambda_{ebKO}^{e} - \lambda_{ebKE}^{e}) \cdot \left(\frac{a_{84} \cdot \left(1 - e_{84}^{2}\right)}{\left(1 - e_{84}^{2} \cdot \sin(\varphi_{ebKE}^{e})^{2}\right)^{1.5} \cdot \cos(\varphi_{ebKE}^{e})} - h_{ebKE}^{e} \right) \\ (\varphi_{ebKO}^{e} - \varphi_{ebKE}^{e}) \cdot \left(\frac{a_{84}}{\sqrt{(1 - e_{84}^{2} \cdot \sin(\varphi_{ebKE}^{e})^{2})}} - h_{ebKE}^{e} \right) \\ h_{ebKE}^{e} - h_{ebKO}^{e} \end{bmatrix} \tag{6.18}$$

Soll anstelle des Bezugspunktes im Mittelpunkt der vorderen Stoßstange bK ein beliebiger anderer Punkt im Eigenfahrzeug bF als Ursprung verwendet werden, so müssen der Hebelarm $\boldsymbol{l}_{bFEbKE}^{bFE}$ zwischen bK und bF und, sofern eine andere Achsausrichtung gewünscht ist, die Relativorientierung mit der Richtungskosinusmatrix $\boldsymbol{C}_{bKE}^{bFE}$ berücksichtigt werden:

$$\boldsymbol{r}_{bFEbKO}^{bFE} = \boldsymbol{C}_{bKE}^{bFE} \boldsymbol{r}_{bKEbKO}^{bKE} + \boldsymbol{l}_{bFEbKE}^{bFE}. \tag{6.19}$$

Transformation der Geschwindigkeit

Die Transformation der Geschwindigkeit erfolgt durch Rotation, entsprechend der Rechenregel nach Gleichung (2.14):

$$\boldsymbol{v}_{ebKO}^{bKE} = \boldsymbol{C}_{bKO}^{bKE} \boldsymbol{v}_{ebKO}^{bKO}. \tag{6.20}$$

Transformation der Beschleunigung

Die Transformation der Beschleunigung erfolgt analog zur Transformation der Geschwindigkeit, entsprechend der Rechenregel nach Gleichung (2.15):

$$\boldsymbol{a}_{ebKO}^{bKE} = \boldsymbol{C}_{bKO}^{bKE} \boldsymbol{a}_{ebKO}^{bKO}. \tag{6.21}$$

Zusammenfassung

Die Gleichungen zur Transformation des Sender-Zustands sind nachfolgend zusammengefasst:

Zusammenfassung 4: Transformation des Sender-Zustands

$$\boldsymbol{C}_{bKE}^{bKO} \approx \boldsymbol{C}_{nKO}^{bKO}\boldsymbol{C}_{nKE}^{bKE,T} \tag{6.22}$$

$$\boldsymbol{\omega}_{bKEbKO}^{bKE} \approx \boldsymbol{C}_{bKO}^{bKE}\boldsymbol{\omega}_{nKObKO}^{bKO} - \boldsymbol{\omega}_{nKEbKE}^{bKE} \tag{6.23}$$

$$\boldsymbol{r}_{bKEbKO}^{bKE} \approx \boldsymbol{C}_{nKE}^{bKE}\boldsymbol{T}_{e}^{nKE,ENU}\left(\boldsymbol{r}_{ebKO}^{e} - \boldsymbol{r}_{ebKE}^{e}\right)_{LLH} \tag{6.24}$$

$$\boldsymbol{v}_{ebKO}^{bKE} = \boldsymbol{C}_{bKO}^{bKE}\boldsymbol{v}_{ebKO}^{bKO} \tag{6.25}$$

$$\boldsymbol{a}_{ebKO}^{bKE} = \boldsymbol{C}_{bKO}^{bKE}\boldsymbol{a}_{ebKO}^{bKO} \tag{6.26}$$

Transformation der Zustandsunsicherheit

Die Kovarianzmatrix des Sender-Zustands lässt sich mit Hilfe der Unscented Transformation (UT) transformieren (siehe Kapitel 2.3.2). Für die in der Tabelle 4 zusammengefassten Transformationsgleichungen werden jeweils der für die Transformation $f(\hat{\boldsymbol{x}}_a)$ relevante Subzustand $\hat{\boldsymbol{x}}_S$ und die zugehörige Kovarianzmatrix $\boldsymbol{P}_S$ selektiert und mit der Pose $\hat{\boldsymbol{x}}_P$ des Fusionskoordinatensystems bKE im erdfesten Koordinatensystem e zu einem erweiterten Zustand $\hat{\boldsymbol{x}}_a$ kombiniert.

$$\hat{\boldsymbol{x}}_a = \begin{bmatrix} \hat{\boldsymbol{x}}_e^{bKO} & \underbrace{\begin{bmatrix} \boldsymbol{r}_{ebKE}^{e} & \phi_n^{bKE} & \theta_n^{bKE} & \psi_n^{bKE} \end{bmatrix}^T}_{\hat{\boldsymbol{x}}_P} \end{bmatrix}^T \tag{6.27}$$

Der transformierte Zustand $\hat{\boldsymbol{x}}_T$ und die zugehörige Kovarianzmatrix $\boldsymbol{P}_T$ setzten sich wie folgt aus den Ergebnissen der einzelnen Transformationen zusammen:

$$\hat{\boldsymbol{x}}_T = \begin{bmatrix} \boldsymbol{r}_{bKEbKO}^{bKE} & \boldsymbol{v}_{ebKO}^{bKE} & \boldsymbol{a}_{ebKO}^{bKE} & \begin{bmatrix} \phi_{bKE}^{bKO} & \theta_{bKE}^{bKO} & \psi_{bKE}^{bKO} \end{bmatrix} & \boldsymbol{\omega}_{bKEbKO}^{bKE} \end{bmatrix}^T, \tag{6.28}$$

$$\boldsymbol{P}_T = \begin{bmatrix} \boldsymbol{P}_{\boldsymbol{r}_{bKEbKO}^{bKE}} & \boldsymbol{0} & \boldsymbol{0} & \boldsymbol{0} & \boldsymbol{0} \\ \boldsymbol{0} & \boldsymbol{P}_{\boldsymbol{v}_{ebKO}^{bKE}} & \boldsymbol{0} & \boldsymbol{0} & \boldsymbol{0} \\ \boldsymbol{0} & \boldsymbol{0} & \boldsymbol{P}_{\boldsymbol{a}_{ebKO}^{bKE}} & \boldsymbol{0} & \boldsymbol{0} \\ \boldsymbol{0} & \boldsymbol{0} & \boldsymbol{0} & \boldsymbol{P}_{\boldsymbol{C}_{bKE}^{bKO}} & \boldsymbol{0} \\ \boldsymbol{0} & \boldsymbol{0} & \boldsymbol{0} & \boldsymbol{0} & \boldsymbol{P}_{\boldsymbol{\omega}_{bKEbKO}^{bKE}} \end{bmatrix}. \tag{6.29}$$

Da seitens der in dieser Arbeit zur Lokalisierung genutzten Referenzsysteme nur Standardabweichungen geliefert werden, ist die Kovarianzmatrix des Gesamtzustands eine Diagonalmatrix. Damit sind keine Korrelationen zwischen den Teilzuständen Position, Geschwindigkeit, Beschleunigung, Orientierung und Drehrate vorhanden und werden daher bei der Transformation nicht berücksichtigt.

6.4.3 Transformation der Perzeptionsinformation

Mit den Ergebnissen des Transformationsschrittes des Sender-Zustands aus dem vorangegangenen Abschnitt kann die Perzeptionsinformation ins Fusionskoordinatensystem überführt werden. Die Transformationsgleichungen für Perzeptionsdaten, die mit den in der Tabelle 6.2 festgelegten Bezugskoordinatensystemen gegeben sind, werden im Folgenden wiedergegeben.

Transformation der Orientierung

Die Orientierung des Objektes im Koordinatensystem des Eigenfahrzeuges kann mit der relativen Orientierung zum Beobachter $\boldsymbol{C}_{bKO}^{bR}$ und der mit der Gleichung (6.13) gegebenen relativen Orientierung des Senders zum Eigenfahrzeug $\boldsymbol{C}_{bKE}^{bKO}$ berechnet werden:

$$\boldsymbol{C}_{bKE}^{bR} = \boldsymbol{C}_{bKO}^{bR}\boldsymbol{C}_{bKE}^{bKO}. \tag{6.30}$$

Transformation der Drehraten

Zur Transformation der Drehrate werden die Relativorientierung $\boldsymbol{C}_{bKO}^{bKE}$ von Sender und Empfänger sowie die Drehrate zwischen beiden $\boldsymbol{\omega}_{bKEbKO}^{bKE}$ benötigt:

$$\boldsymbol{\omega}_{bKEbR}^{bKE} = \boldsymbol{C}_{bKO}^{bKE}\boldsymbol{\omega}_{bKObR}^{bKO} + \boldsymbol{\omega}_{bKEbKO}^{bKE}. \tag{6.31}$$

Die beiden Größen können mit den Gleichungen (6.13) und (6.16) berechnet werden.

Transformation der Position

Die Transformation der Position des Objektes erfolgt mit der folgenden Gleichung:

$$\boldsymbol{r}_{bKEbR}^{bKE} = \boldsymbol{C}_{bKO}^{bKE}\boldsymbol{r}_{bKbR}^{bKO} + \boldsymbol{r}_{bKObKE}^{bKO}. \tag{6.32}$$

Die in die Gleichung eingehende Relativposition der Informationsquelle zum Eigenfahrzeug $\boldsymbol{r}_{bKObKE}^{bKO}$ kann mit Gleichung (6.17) berechnet werden. Die Relativorientierung $\boldsymbol{C}_{bKE}^{bKO}$ ist mit Gleichung (6.13) gegeben.

Transformation der Geschwindigkeit

Die Geschwindigkeit kann in Kugelkoordinaten oder kartesischen Koordinaten gegeben sein. Liegt sie in Kugelkoordinaten vor, so wird sie zunächst mit den in Abschnitt 2.2.2 angegebenen Gleichungen in kartesische Koordinaten überführt. Die Transformation der Geschwindigkeit in kartesische Koordinaten erfolgt durch Drehung, entsprechend der Rechenregel nach Gleichung (2.14):

$$\boldsymbol{v}_{ebR}^{bKE} = \boldsymbol{C}_{bKO}^{bKE} \boldsymbol{v}_{ebR}^{bKO}. \tag{6.33}$$

Transformation der Beschleunigung

Die Transformation der Beschleunigung erfolgt analog zur Transformation der Geschwindigkeit durch Drehung:

$$\boldsymbol{a}_{ebR}^{bKE} = \boldsymbol{C}_{bKO}^{bKE} \boldsymbol{a}_{ebR}^{bKO}. \tag{6.34}$$

Die Beschleunigung kann ebenfalls in kartesischen oder Kugelkoordinaten vorliegen und muss daher ebenfalls im Falle von Kugelkoordinaten zunächst in kartesische überführt werden.

Zusammenfassung

Zusammenfassung 5: Transformation der Perzeptionsinformation

$$\boldsymbol{C}_{bKE}^{bR} = \boldsymbol{C}_{bKO}^{bR} \boldsymbol{C}_{bKE}^{bKO} \tag{6.35}$$

$$\boldsymbol{\omega}_{bKEbR}^{bKE} = \boldsymbol{C}_{bKO}^{bKE} \boldsymbol{\omega}_{bKObR}^{bKO} + \boldsymbol{\omega}_{bKEbKO}^{bKE} \tag{6.36}$$

$$\boldsymbol{r}_{bKEbR}^{bKE} = \boldsymbol{C}_{bKO}^{bKE} \boldsymbol{r}_{bKbR}^{bKO} + \boldsymbol{r}_{bKObKE}^{bKO} \tag{6.37}$$

$$\boldsymbol{v}_{ebR}^{bKE} = \boldsymbol{C}_{bKO}^{bKE} \boldsymbol{v}_{ebR}^{bKO} \tag{6.38}$$

$$\boldsymbol{a}_{ebR}^{bKE} = \boldsymbol{C}_{bKO}^{bKE} \boldsymbol{a}_{ebR}^{bKO} \tag{6.39}$$

Transformation der Zustandsunsicherheit

Bei der Perzeptionsinformation kann in dieser Arbeit nicht wie beim Sender-Zustand allgemein die Annahme getroffen werden, dass die Teilzustände Position, Geschwindigkeit, Beschleunigung, Orientierung und Drehrate unkorreliert sind. Für die Transformation der Kovarianz mit der Unscented Transformation (UT) müssen die in der Tabelle 5 zusammengefassten Transformationsgleichungen zu einer nichtlinearen Funktion $f(\hat{\boldsymbol{x}}_a)$ zusammengefasst werden. Damit geht der volle Zustand $\hat{\boldsymbol{x}}_{bR}^{bKO}$ in den für die UT um die Pose $\hat{\boldsymbol{x}}_P$ des Senders erweiterten Zustand $\hat{\boldsymbol{x}}_a$ ein.

$$\hat{\boldsymbol{x}}_a = \begin{bmatrix} \hat{\boldsymbol{x}}_{bR}^{bKO} & \underbrace{\begin{bmatrix} \boldsymbol{r}_{bKObKE}^{bKO} & \phi_{bKO}^{bKR} & \theta_{bKO}^{bKR} & \psi_{bKO}^{bKR} \end{bmatrix}^T}_{\hat{\boldsymbol{x}}_P} \end{bmatrix}^T \tag{6.40}$$

Die Transformation kann nach demselben Schema erfolgen wie die des Sender-Zustands, wenn die Teilzustände Position, Geschwindigkeit, Beschleunigung, Orientierung und Drehrate jeweils für sich garantiert konsistent sind und die Korrelationen zwischen den Teilzuständen für die angewandte Track-2-Track-Fusionsmethode nicht relevant sind.

6.5 Assoziation

Der Ablauf des Assoziationsschrittes ist in der Abbildung 6.7 dargestellt. Bevor die erforderlichen Zuordnungskosten für alle Track-Paarungen der zu assoziierenden Objektlisten berechnet werden können, muss, sofern die Referenzpunkte der Tracks verschieden sind, jede Track-Paarung auf einen gemeinsamen Referenzpunkt transformiert werden. Damit die Transformation durchgeführt werden kann, ist im ersten Schritt eine Fusion der Objektdimension für jede Track-Paarung erforderlich. Die Fusion der Objektdimension wird in Abschnitt 6.5.1 beschrieben. Die Referenzpunkttransformation wird in Abschnitt 6.5.2 erläutert. Im nächsten Schritt werden die Zuordnungskosten für alle möglichen Track-Paarungen der zu assoziierenden Objektlisten mit Hilfe der Mahalanobis-Distanz berechnet (siehe Abschnitt 3.4.1). Als Zustandsgrößen zur Berechnung der Zuordnungskosten werden die x- und y-Komponente der Position verwendet. In einem nachgelagerten Gating-Schritt (siehe 3.4.2) wird eine Gating-Matrix berechnet, auf die anschließend ein Clustering nach dem Verfahren von Dezert angewandt wird (siehe Abschnitt 3.4.3) [DB93]. Die einzelnen Cluster werden abschließend mit dem modified Auction-Algorithmus assoziiert (siehe Abschnitt 3.4.5). Zum Vergleich wurden die suboptimal JPDA und der Nearest Neighbor-Algorithms als alternative Assoziationsmethoden implementiert.

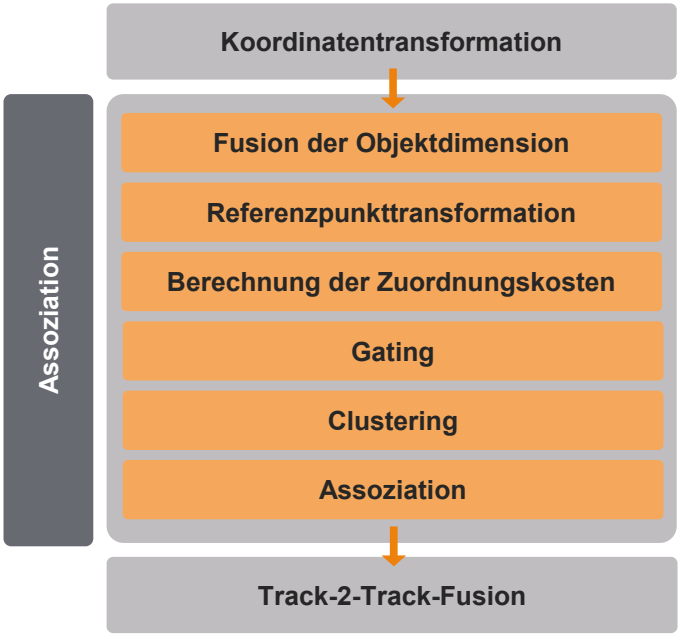


Abbildung 6.7: Ablauf der Assoziation.

6.5.1 Fusion der Objektdimension

Liefern zwei oder mehrere Quellen Objektdaten zum selben physikalischen Objekt, so kann eine Angleichung der Referenzpunkte erforderlich sein. Hierfür wird ein Schätzwert der Objektdimensionen benötigt, um den Hebelarm zwischen den Referenzpunkten der Objektdaten zu ermitteln. Eine Transformation des Referenzpunktes ist z.B. dann erforderlich, wenn ein System die Front eines relevanten Objekts beobachtet und ein zweites das Heck. Diese Situation ist in den in Kapitel 7 betrachteten Szenarien Linksabbiegen mit Gegenverkehr und Kreuzen gegeben. In dieser Situation sind drei Fälle zu unterscheiden.

Im ersten Fall können beide Systeme die Fahrzeugdimension vollständig beobachten und einen korrekten Schätzwert liefern. Eine Umrechnung der Zustände ist damit möglich. Im zweiten Fall unterschätzen beide Systeme die Dimension in einer Richtung, da die Dimension nicht vollständig beobachtbar ist. Folglich kann keine Umrechnung der Zustände erfolgen und eine Assoziation ist nicht möglich. Die Beobachtungen werden in Folge als separate globale Tracks mitgeführt. Im dritten Fall wird vom einen System die Dimension unterschätzt und vom anderen korrekt ermittelt. In diesem Fall lässt sich über die Dimensionsschätzung des Systems, das

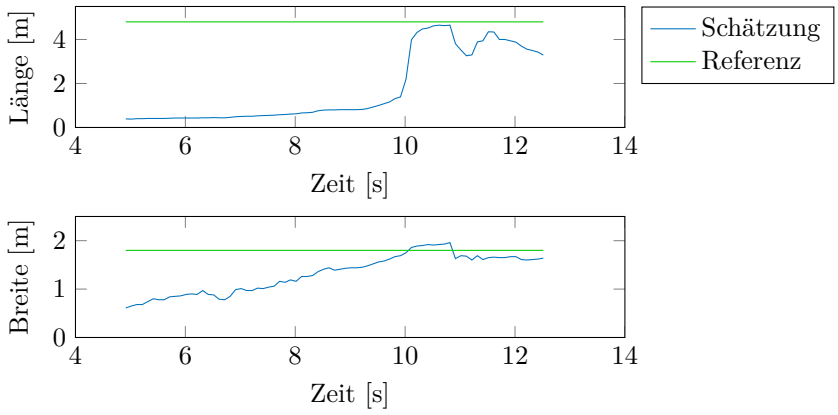


Abbildung 6.8: Vom Kreuzungsperzeptionssystem geschätzte Objektdimension.

die Dimension vollständig erfasst, die Zustandsumrechnung mit der im nächsten Abschnitt 6.5.2 beschriebenen Referenzpunkttransformation vornehmen. Damit dies möglich ist, muss die Fusion der Dimensionsinformation mit einem globalen Track so erfolgen, dass sich die unterschätzte Objektdimension einer Quelle nicht negativ auswirkt.

Die Abbildung 6.8 zeigt exemplarisch die vom Kreuzungsperzeptionssystem [Mei15] geschätzte Objektdimension für einen PKW (Länge 4,8 m, Breite ohne Spiegel 1,8 m) über der Zeit. Die Objektkontur des PKWs wird in Längsrichtung in der Zufahrt der Kreuzung bedingt durch die Sensorkonfiguration nicht vollständig erfasst. Die Länge wird damit unterschätzt.

Die Abbildung 6.9 zeigt das Histogramm der vom Kreuzungsperzeptionssystem geschätzten Objektdimension. Die Schätzergebnisse sind nicht normalverteilt. Die Unterschätzung der Fahrzeuglänge ist wahrscheinlicher als die Überschätzung. Eine zeitliche Filterung der Objektdimension, die auf die Bildung eines zeitlichen Mittelwertes abzielt, führt in diesem Beispiel nicht zu einer erwartungstreuen Schätzung. In dieser Arbeit wird daher die Objektdimension durch einen heuristischen Ansatz fusioniert, der auf einer Maximumbildung basiert. Die Fusionsgleichungen sind gegeben mit:

$$l = \max(l_1, l_2), \tag{6.41}$$

$$w = \max(w_1, w_2), \tag{6.42}$$

$$h = \max(h_1, h_2). \tag{6.43}$$

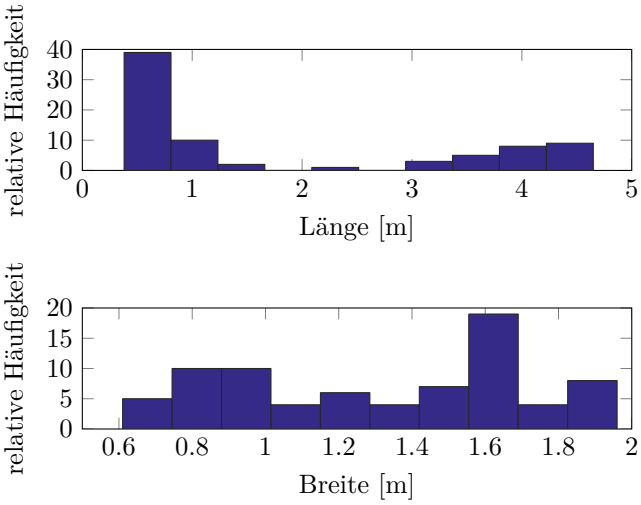


Abbildung 6.9: Histogramme der vom Kreuzungsperzeptionssystem geschätzten Objektdimension.

Die im Beispiel gezeigte Unterschätzung der Objektlänge durch das Kreuzungsperzeptionssystem lässt sich durch zusätzliche Sensoren beheben. Bei der fahrzeuglokalen Perzeption ist dies nicht möglich. Ein gängiger Ansatz zur Ermittlung der Objektdimension in der fahrzeuglokalen Perzeption ist daher die Verwendung objektklassenspezifischer Priorinformation. Hiermit ist im Beispiel die Transformation der Referenzpunkte in der kompletten Kreuzungszufahrt möglich. Im Gegenzug entstehen, abhängig von der realen Fahrzeuglänge und -breite, systematisch Fehler bei der Referenzpunkttransformation. Um diese Fehler klein zu halten, kann die Unsicherheit der Fahrzeugabmessungen bei der Referenzpunkttransformation berücksichtigt werden. Hierdurch erhält der transformierte Zustand ein geringeres Gewicht in der Fusion, womit die Fehlerfortpflanzung verringert wird.

6.5.2 Referenzpunkttransformation

Um Perzeptionsergebnisse unterschiedlicher Systeme, die zum selben physikalischen Objekt gehören, assoziieren und fusionieren zu können, müssen sich die zu fusionierenden Objektzustände auf das identische Objektkoordinatensystem beziehen. Das Objektkoordinatensystem ist in dieser Arbeit durch einen Referenzpunkt eindeutig

definiert, der in der fahrzeuglokalen Perzeption für jedes Objekt ermittelt wird[1]. Die Definition der möglichen Referenzpunkte ist in Kapitel 2.1.2 gegeben.

Sind die Referenzpunkte zweier zu assoziierender und zu fusionierender Objekte verschieden, so muss einer der Objektzustände durch Transformation auf den Referenzpunkt des anderen transformiert werden. Beim Wechsel des Referenzpunktes ändern sich Position, Geschwindigkeit und Beschleunigung im Objektzustand in Abhängigkeit des Hebelarmes zwischen dem bisherigen und dem neuen Referenzpunkt. Der Hebelarm im Objektkoordinatensystem kann entsprechend der Tabelle 6.3 aus der als bekannt vorausgesetzten Objektlänge und -breite konstruiert werden. Da die einzelnen Objektkoordinatensysteme identisch orientiert sind, ändern sich Orientierung und Drehraten nicht. Die Transformationsgleichungen für die Überführung eines Zustands von Referenzpunkt A auf den Referenzpunkt B sind in der Zusammenfassung 6 zu finden. Die Herleitung der Gleichungen befindet sich in Anhang B.4. Die für die Transformation der Beschleunigung in Gleichung (6.46) benötigte Gierbeschleunigung wird in dieser Arbeit vernachlässigt.

	vorne	Mitte	hinten
vorne	0	$-\frac{l}{2}$	$-l$
Mitte	$\frac{l}{2}$	0	$-\frac{l}{2}$
hinten	l	$\frac{l}{2}$	0

	links	Mitte	rechts
links	0	$-\frac{w}{2}$	$-w$
Mitte	$\frac{w}{2}$	0	$-\frac{w}{2}$
rechts	w	$\frac{w}{2}$	0

Tabelle 6.3: Konstruktion des Hebelarms. (links: Ausgangs-Referenzpunkt, oben: Ziel-Referenzpunkt)

Für die Angleichung der Referenzpunkte gibt es mehrere Möglichkeiten. Es kann ein Referenzpunkt festgelegt werden, auf den pauschal alle Objektzustände transformiert werden, z.B. vorne Mitte. Dies hat den Vorteil, dass alle Tracks denselben Bezugspunkt haben, was den Umgang mit den Ergebnissen in der nachgelagerten Anwendung aber auch in der Evaluierung erleichtert. Nachteile sind der mitunter erhöhte Rechenaufwand für Objekte, die nur von einer Quelle gestützt werden, und mögliche Bias-Probleme, die auftreten können, wenn die Objektdimensionen schlecht beobachtbar und damit systematisch falsch geschätzt werden.

Eine andere Variante besteht darin, für jeden globalen Track einen eindeutigen Referenzpunkt festzulegen. Hierfür eignet sich der Referenzpunkt der Quelle, mit dem der Track aufgesetzt wird. Bei dieser Methode entsteht kein zusätzlicher Rechenaufwand bei Objekten, die nur von einer Quelle gestützt werden. Für Objekte, die nur aus einer Quelle gestützt werden, wird so auch das Bias-Problem vermieden.

[1] Methoden, den Referenzpunkt in der fahrzeuglokalen Perzeption zu ermitteln, sind unter anderem zu finden in [KFD04], [Stü04], [Käm07], [Wen08], [BF09], [BF10], [CK11], [MCH11], [OM11] und [SWBH12].

Eine dritte Methode besteht darin, bei jedem Fusionsschritt zu entscheiden, welcher Referenzpunkt verwendet werden soll. Diese Vorgehensweise bietet Gestaltungsspielraum, um z.B. anhand der Determinanten der transformierten und untransformierten Zustände die für die Fusion beste Wahl des Referenzpunktes zu treffen. Hauptnachteil dieser Methode ist jedoch, dass der Referenzpunkt des globalen Tracks nicht stabil ist und im ungünstigsten Fall oszillieren kann. Ein bei der Fusion erzielter Informationsgewinn ist so schnell wieder verloren, wenn für die Anwendung eine erneute Transformation auf einen einheitlichen Referenzpunkt erforderlich ist. Die Evaluierung der fahrzeugübergreifenden Informationsfusion wird durch diese Methodik ebenfalls erschwert. In dieser Arbeit wird für die Evaluierung die erste Methode genutzt, da für die evaluierten Objektdaten die Bias-Problematik vernachlässigbar ist.

Zusammenfassung

Die Gleichungen zur Referenzpunkttransformation sind nachfolgend zusammengefasst. Eine Herleitung ist in Anhang B.4 zu finden. Eine Transformation von Orientierung und Drehrate ist nicht erforderlich, da die Achsausrichtung erhalten bleibt.

Zusammenfassung 6: Referenzpunkttransformation

$$\boldsymbol{r}_{bEbRB}^{bE} = \boldsymbol{r}_{bEbRB}^{bE} + \boldsymbol{C}_{bRA}^{bE}\boldsymbol{l}_{bRAbRB}^{bRA} \tag{6.44}$$

$$\boldsymbol{v}_{ebRB}^{bE} = \boldsymbol{v}_{ebRA}^{bE} + \boldsymbol{C}_{bRA}^{bE}\boldsymbol{\Omega}_{ebRA}^{bRA}\boldsymbol{l}_{bRAbRB}^{bRA} \tag{6.45}$$

$$\boldsymbol{a}_{ebRB}^{bE} = \boldsymbol{a}_{ebRA}^{bE} + \boldsymbol{C}_{bRA}^{bE}\boldsymbol{\Omega}_{ebRA}^{bRA}\boldsymbol{\Omega}_{ebRA}^{bRA}\boldsymbol{l}_{bRAbRB}^{bRA} + \boldsymbol{C}_{bRA}^{bE}\dot{\boldsymbol{\Omega}}_{ebRA}^{bRA}\boldsymbol{l}_{bRAbRB}^{bRA} \tag{6.46}$$

$$\approx \boldsymbol{a}_{ebRA}^{bE} + \boldsymbol{C}_{bRA}^{bE}\boldsymbol{\Omega}_{ebRA}^{bRA}\boldsymbol{\Omega}_{ebRA}^{bRA}\boldsymbol{l}_{bRAbRB}^{bRA} \tag{6.47}$$

$$\boldsymbol{\Omega}_{ebRA}^{bE} \approx \boldsymbol{\Omega}_{nbE}^{bE} + \boldsymbol{\Omega}_{bEbRA}^{bE} \tag{6.48}$$

6.6 Fusion des dynamischen Zustands

Die Fusion assoziierter Tracks erfolgt in zwei unabhängigen Teilschritten. Fusioniert werden die Objektdimension und der dynamische Objektzustand. Die Fusion der Objektdimension erfolgt in der Verarbeitungkette bereits im Assoziationsschritt für die Angleichung der Referenzpunkte zur Berechnung der Zuordnungskosten, siehe

Abschnitt 6.5.1. Die Fusionsergebnisse werden mitgeführt und im Updateschritt übernommen.

Seitens der verfügbaren Datenquellen ist nur der Subzustand $\boldsymbol{x}_{s_{min}}$ des dynamischen Zustands garantiert verfügbar:

$$\boldsymbol{x}_{s_{min}} = \begin{bmatrix} r_x & r_y & v_x & v_y & \Psi \end{bmatrix}^T, \tag{6.49}$$

$$\boldsymbol{x}_{s_{max}} = \begin{bmatrix} r_x & r_y & v_x & v_y & a_x & a_y & \Psi & \omega_z \end{bmatrix}^T. \tag{6.50}$$

In der realisierten Implementierung des fahrzeugübergreifenden Informationsfusionssystems wird der Zustand im Fusionsschritt auf den Subzustand $\boldsymbol{x}_{s_{max}}$ beschränkt. Dieser enthält zusätzlich zum garantiert verfügbaren Zustand die Beschleunigung und die Gierrate, die von manchen Systemen bereitgestellt und bei Verfügbarkeit auch genutzt werden soll.

Im Folgenden werden die implementierten Track-2-Track-Fusionsmethoden aufgelistet und die implementierten Fusionsarchitekturen, Sensor-2-Global (S2G) und Sensor-2-Sensor (S2S) erläutert. Weiterhin wird ein in dieser Arbeit entwickelter Ansatz zur Erhöhung des Informationsgewinns bei Anwendung einer CI-Methode vorgestellt und diskutiert. Abschließend werden die im nächsten Kapitel untersuchten Kombinationen der Methoden und Architekturen tabellarisch zur besseren Übersicht aufgelistet.

Implementierte Fusionsmethoden

Die dynamischen Zustände der assoziierten Track-Paare können im realisierten System mit den folgenden Track-2-Track-Methoden fusioniert werden:

- Improved Fast Covariance Intersection (I-FCI)
- Information Theoretic Fast Covariance Intersection (IT-FCI)
- Simple Convex Combination (SCC)
- Sampling Covariance Intersection (SaCI)
- Generalized Information Matrix Fusion (GIMF).

Diese Methoden sind in Kapitel 4 beschrieben. Mit Ausnahme der GIMF nutzen alle Methoden die Ergebnisse der lokalen Zustandsfilter der Informationsquelle aus dem Updateschritt, und zwar in Form von Erwartungswert $\hat{\boldsymbol{x}}(k|k)$ und Kovarianz $\boldsymbol{P}(k|k)$, die an den Fusionszeitpunkt angeglichen werden (Abschnitt 6.3) und in das

Fusionskoordinatensystem transformiert werden (Abschnitt 6.4). Die GIMF benötigt zusätzlich die Ergebnisse aus dem vorletzten Updateschritt des lokalen Filters, die ebenfalls auf die aktuelle Fusionszeit prädiziert und ins Fusionskoordinatensystem transformiert werden. Hierfür werden die Kommunikationsnachrichten zwischengespeichert und bei Ankunft der nächst neueren Nachricht aus derselben Quelle analog zur aktuellen Nachricht zeitlich angeglichen und transformiert. Die Assoziation mit der globalen Trackliste erfolgt ausschließlich über die Information aus der aktuellen Nachricht. Wird Information der aktuellen Nachricht mit einem globalen Track assoziiert, wird im Fusionsschritt die Zusatzinformation aus dem letzten Zeitschritt anhand der kommunizierten Track-ID abgerufen.

Implementierte Fusionsarchitekturen

Die Fusionsmethoden sind sowohl in einer Sensor-2-Global (S2G) als auch in einer Sensor-2-Sensor (S2S)-Konfiguration anwendbar. Bei der S2G-Architektur wird bei jedem Update die aktuelle Messung mit dem prädizierten globalen Zustand fusioniert. Bei der S2S-Architektur wird davon ausgegangen, dass alle Quellen Information mit derselben Rate und zu denselben Messzeitpunkten liefern. In der hier untersuchten Konfiguration ist eine identische Rate von 10 Hz gegeben. Die Messzeitpunkte sind jedoch nicht zwingend identisch. Zur Realisierung einer S2S-Architektur werden daher die vom Eigenfahrzeug beigesteuerten Daten genutzt, um den Fusionszeitpunkt festzulegen. Die empfangenen Daten werden, wenn nötig, zeitlich angeglichen. Die Verarbeitung der Daten erfolgt seriell mit Hilfe eines temporären globalen Tracks pro Fusionszyklus, der immer mit den Daten vom Eigenfahrzeug initialisiert wird, wenn im Eigenfahrzeug ein entsprechender Track verfügbar ist. Andernfalls wird der temporäre globale Track über der erste externe Informationsquelle, in der er enthalten ist, initialisiert.

Ansatz zur Verbesserung des Informationsgewinns der CI-Methoden

Weiterhin besteht die Möglichkeit, jeweils die vollständigen Zustände der zu fusionierenden Quellen in einem Schritt zu fusionieren:

$$\boldsymbol{x}_f = f(\boldsymbol{x}_1, \boldsymbol{P}_1, \boldsymbol{x}_2, \boldsymbol{P}_2). \tag{6.51}$$

Alternativ können Teilzustände als stochastisch unabhängig betrachtet und unabhängig in mehreren Schritten fusioniert werden. Diese Vorgehensweise wird im Folgenden als Fusion unter der Annahme der partiellen Unkorreliertheit der Zustandsgrößen bezeichnet und mit *Partially Independent* (PI) abgekürzt:

$$\boldsymbol{x}_{PI,1,2} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{x}_{1,2,s_1} \\ \vdots \\ \boldsymbol{x}_{1,2,s_{n_i}} \end{bmatrix}, \tag{6.52}$$

$$\boldsymbol{P}_{PI,1,2} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{P}_{1,2,s_1} & 0 & 0 \\ 0 & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & \boldsymbol{P}_{1,2,s_{n_i}} \end{bmatrix}, \tag{6.53}$$

$$\boldsymbol{x}_{PI,f} = \begin{bmatrix} f(\boldsymbol{x}_{1,s_1}, \boldsymbol{P}_{1,s_1}, \boldsymbol{x}_{2,s_1}, \boldsymbol{P}_{2,s_1}) \\ \vdots \\ f(\boldsymbol{x}_{1,s_{n_i}}, \boldsymbol{P}_{1,s_{n_i}}, \boldsymbol{x}_{2,s_{n_i}}, \boldsymbol{P}_{2,s_{n_i}}) \end{bmatrix}, \tag{6.54}$$

$$\boldsymbol{P}_{PI,f} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{P}_{f,s_1} & 0 & 0 \\ 0 & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & \boldsymbol{P}_{f,s_{n_i}} \end{bmatrix}. \tag{6.55}$$

Bei dieser Methode werden die Nebendiagonalelemente der Kovarianzmatrizen nach Gleichung (6.53) bei der Fusion nicht berücksichtigt. Die Methode wird z.B. auch in Verbindung mit Bewegungsmodellen angewandt, bei denen die Bewegung entlang der einzelnen Koordinatenachsen als unabhängig betrachtet wird, wie dem z.B. CA-Modell. Da bei der fahrzeugübergreifenden Informationsfusion im Transformationsschritt nach Abschnitt 6.4 immer ein Wechsel des Beobachterkoordinatensystems erfolgt, sind die x-, y-, und z-Komponenten der Teilzustände Position, Geschwindigkeit, Beschleunigung, Orientierung und Drehrate in Folge dessen jedoch meist korreliert. Daher können Korrelationen zwischen den Koordinatenachsen einer Zustandsgröße hier nicht vernachlässigt werden. Stattdessen werden die Teilzustände Position, Geschwindigkeit, Beschleunigung, Orientierung und Drehrate als unabhängig betrachtet. Diese Alternative wird aus zwei Gründen untersucht.

Zunächst ist die Annahme der partiellen Unkorreliertheit hier insbesondere bei den Methoden der CI-Familie von Interesse. Bei der CI erfolgt die Fusion zweier Zustände allein durch Linearkombination mit einem einzigen Parameter ω. Wenn einer der beiden Zustände nicht in allen Teilzuständen eine geringere Unsicherheit aufweist als der andere, kann von der teilweise höheren Genauigkeit des anderen nur begrenzt profitiert werden. Werden z.B. Daten eines auf Laserscannermessungen basierenden Perzeptionssystems mit denen eines auf Radarmessungen basierenden fusioniert, so können die Schätzwerte des laserscannerbasierten Systems bei deutlich höherer Positionsgenauigkeit eine geringere Genauigkeit bei der Geschwindigkeitsschätzung aufweisen. Werden unter der Annahme der partiellen Unkorreliertheit die Teilzustände getrennt fusioniert, lässt sich ein höherer Informationsgewinn durch die getrennte Gewichtung der Teilzustände erzielen.

Die Annahme der partiellen Unkorreliertheit wird weiterhin untersucht, da seitens der informationsliefernden Systeme gelegentlich nur die Mittelwerte und Standardabweichungen der Zustandsgrößen ausgegeben werden. In diesem Fall sind die Kreuzkorrelationen zwischen den einzelnen Zustandsgrößen unbekannt und müssen approximiert werden. Die Approximation der unbekannten Kreuzkorrelationen mit Null ist hierbei die beste Wahl, wenn keine Information über die interne Filterstruktur des informationsliefernden Systems vorliegt. Bei solchen Quellen können Kreuzkorrelationen zwischen den Teilzuständen Position, Geschwindigkeit, Beschleunigung, Orientierung und Drehrate nur im Rahmen des Prädiktionsschrittes der fahrzeugübergreifenden Informationsfusion auftreten, wenn eine zeitliche Angleichung auf den Fusionszeitpunkt erforderlich ist. Ist keine zeitliche Angleichung erforderlich, wird die Annahme der partiellen Unkorreliertheit bereits auf Senderseite getroffen.

Bei der fahrzeuglokalen Filterung mit einem Kalman-Filter ist die Vernachlässigung der Kreuzkorrelation zwischen den Teilzuständen Position, Geschwindigkeit, Beschleunigung, Orientierung und Drehrate nicht möglich, da die Kreuzkovarianzen zwischen den genannten Teilzuständen zwingend erforderlich sind, um nicht beobachtbare Zustandsgrößen schätzen zu können. Bei der Track-2-Track-Fusion liegen, bedingt durch die fahrzeuglokale Filterung, hingegen für alle Zustände Schätzwerte vor, weshalb die Kreuzkovarianzen für die Fusion mit einer CI-Methode nicht erforderlich sind, womit die Methodik anwendbar ist.

Übersicht Varianten

In der Tabelle 6.4 werden die im Kapitel 7 evaluierten Kombinationen von Track-2-Track-Fusionsmethoden und Fusionsarchitekturen aufgelistet.

Fusionsmethode	S2G	S2S	PI
I-FCI	✓	(✓)	✓
IT-FCI	✓	(✓)	(✓)
SCC	i	i	-
SaCI	i	i	-
GIMF	i	i	-

Tabelle 6.4: Untersuchte Kombinationen von Fusionsmethoden, Fusionsarchitekturen und Erweiterungen. Varianten, die sich in der Evaluierung als nicht praxistauglich erwiesen haben, sind mit (✓) gekennzeichnet, geeignete mit ✓. Kombinationen, die inkonsistente Ergebnisse liefern, mit i und Kombinationen, die nicht untersucht wurden, mit −.

6.7 Zusammenfassung und Diskussion

Zeitliche Angleichung

Die zeitliche Angleichung von Senderz-Zustand und Perzeptionsergebnissen an den Fusionszeitpunkt erfolgt mit Hilfe des Prädiktionsschrittes des Unscented Kalman-Filter (UKF) und dem Constant Turn Rate and Acceleration (CTRA)-Modell. Hierbei wird angenommen, dass in den Informationsquellen vergleichbare oder stärker vereinfachte Modelle für Objekte der hier vorrangig betrachteten Objektklasse PKW genutzt werden. Hierdurch wird der Informationsverlust minimiert, da das Bewegungsmodell spezifisch für PKWs ist. Schätzfehler durch Übermodellierung durch Berücksichtigung weiterer, nicht relevanter Objektzustände werden so ebenfalls vermieden. Eine Implementierung spezifischer Bewegungsmodelle für verschiedene Objektklassen ist eine konsequente Erweiterung des realisierten Systems. Mögliche Zukunftsszenarien, wie z.B. das Landen einer Paketdrohne auf der Fahrbahn oder einem perzeptionsfähigen Flugkörper zur Absicherung einer Unfallstelle, können so durch Integration weiterer Bewegungsmodelle in das realisierte System unterstützt werden. Die Gleichungen zur Eigenbewegungskompensation für die zeitliche Angleichung der Beobachtungen wurden in Kapitel 3.3.3 hergeleitet und werden hier angewandt. Bei einer Erweiterung um weitere Objektklassen können aus den allgemein gegebenen Gleichungen zur Eigenbewegungskompensation die für die relevanten Teilzustände der spezifischen Bewegungsmodelle der Objektklassen, die passenden Gleichungen abgeleitet werden.

Transformation

Die Transformationsgleichungen zur Überführung der Senderzustände und der Perzeptionsergebnisse in das Fusionskoordinatensystem wurden hergeleitet und anschließend vereinfacht. Die vorgenommenen Vereinfachungen sind anhand der Herleitung klar erkennbar. Sie resultieren durchgängig auf der Vernachlässigung von Termen, die auf Grund der limitierten Geschwindigkeit von Landfahrzeugen mit Null approximiert werden können. Die Zustandsunsicherheit wird mit Hilfe der Unscented Transformation (UT) transformiert. Die UT wurde gewählt, da der Implementierungsaufwand gegenüber dem Linearisierungsansatz bei höherer Güte geringer ausfällt.

Assoziation

Für die Assoziation empfangener Information mit dem erweiterten Umfeldmodell wird der modified Auction-Algorithmus verwendet, da hier die Annahme getroffen wird, dass auf Grund der bereits senderseitig erfolgten zeitlichen Filterung der Per-

zeptionsinformation ausschließlich eine Eins-zu-eins-Assoziation erfolgen muss und da er unter den in Kapitel 7.3 evaluierten Methoden die geringste Falschassoziationsrate liefert. Durch ein Clustering der Gating-Matrix kann das Assoziationsproblem in mehrere kleinere zerlegt werden, wodurch der Rechenaufwand verringert wird. Da Beobachtungen desselben Objektes aus verschiedenen Quellen sich auf unterschiedliche Referenzpunkte am Objekt beziehen können, wurden Gleichungen zur Transformation eines Objektzustands auf einen anderen Referenzpunkt hergeleitet. Für die Referenzpunkttransformation müssen die Objektabmessungen bekannt sein. Daher wurde eine einfache Methode zur Fusion der Objektabmessungen entwickelt. Die entwickelte Methode lieferte in den hier betrachteten Szenarien gute Ergebnisse, insbesondere da von einer Quelle sehr gute Schätzergebnisse bereitgestellt wurden. Nicht betrachtet wurden jedoch Szenarien mit LKW oder Fahrzeugen mit Anhängern. Im Falle einer Weiterentwicklung des Systems ist daher gegebenenfalls eine Anpassung der Fusion der Objektabmessungen erforderlich.

Fusion

Die Fusion der assoziierten Zustände erfolgt mit Track-2-Track-Fusionsmethoden, um inkonsistente Schätzergebnisse zu vermeiden, da die empfangene Information bereits zeitlich gefiltert ist. Implementiert wurden eine Sensor-2-Sensor (S2S)- und eine Sensor-2-Global (S2G)-Architektur und alle auf den gegebenen Datenrahmen anwendbaren Methoden, die in Kapitel 4 vorgestellt wurden. Dies sind die Simple Convex Combination (SCC), Improved Fast Covariance Intersection (I-FCI), Information Theoretic Fast Covariance Intersection (IT-FCI), Sampling Covariance Intersection (SaCI) sowie die Generalized Information Matrix Fusion (GIMF). Zusätzlich wurde in dieser Arbeit ein Fusionsschema entwickelt, um den Informationsgewinn der CI-Methoden zu erhöhen und den Rechenaufwand zu minimieren. Hierbei werden Teilzustände als stochastisch unabhängig betrachtet und getrennt fusioniert. Wenn die Konsistenz der Teilzustände abgesichert wird, kann die Konsistenz des Fusionsergebnisses für die CI-Methoden ebenfalls garantiert werden, da hierfür für die CI ein Konsistenzbeweis existiert. Sinnvolle Kombination der untersuchten Algorithmen mit den Architekturen wurden in der Tabelle 6.4 zusammengefasst. Für die Kreuzungsassistenz wird die I-FCI in der S2G-Architektur mit dem in dieser Arbeit entwickelten Fusionsschema verwendet, da diese Konfiguration unter den untersuchten möglichen die besten Schätzergebnisse unter den konsistenten Konfigurationen liefert. Dies wird in Kapitel 7 gezeigt.

Kapitel 7

Evaluierung

Die praktische Anwendbarkeit des in dieser Arbeit entworfenen fahrzeugübergreifenden Informationsfusionssystems wird in diesem Kapitel im Kontext der Kreuzungsassistenz untersucht. Die Untersuchung erfolgt anhand der Szenarien Kreuzen und Linksabbiegen mit Gegenverkehr (siehe Abschnitt 7.1) mit Daten eines Kreuzungsperzeptionssystems und Daten mehrerer Fahrzeuge (siehe Abschnitt 7.2).

Wesentlichen Einfluss auf den Rechenaufwand der fahrzeugübergreifenden Informationsfusion hat die Komplexität des zu lösenden Assoziationsproblems. Diese hängt nichtlinear von der Anzahl der zu assoziierenden Objekte ab. Die Echtzeitfähigkeit, die Zerlegbarkeit des Assoziationsproblems in Teilprobleme und die Falschassoziationsrate werden daher in Abschnitt 7.3 für das realisierte System betrachtet.

Die Zustandsfusion wird mit auf den gegebenen Datenrahmen anwendbaren Track-2-Track-Fusionsmethoden in Abschnitt 7.4 evaluiert. Betrachtet werden die Konsistenz der Schätzergebnisse sowie die Schätzfehler und der Informationsgewinn der Methoden. Ebenso wird die Wirksamkeit des in dieser Arbeit entworfenen Fusionsschemas, bei dem Teilzustände als stochastisch unabhängig betrachtet werden, untersucht.

In Abschnitt 7.5 wird die Eignung des fahrzeugübergreifenden Informationsfusionssystems für die Kreuzungsassistenz durch die Auswertung von Fahrversuchen nachgewiesen. Die zeitlichen Abläufe im Fahrversuch wurden hierfür an das Verhalten eines Simulatorversuchs angeglichen, mit dem in einer Probandenstudie die Wirksamkeit der Kreuzungsassistenz nachgewiesen wurde [NGN15], [SWP+14].

In Abschnitt 7.6 wird abschließend untersucht, welcher Informationsgewinn sich durch Kommunikation für den Fahrer ergibt. Die Kommunikation wird an zwei unterschiedlichen Kreuzungen untersucht. Auf Grund ihrer Randbebauung kann die eine als Prototyp für eine innerstädtische Kreuzung und die andere als Prototyp für eine Kreuzung im Überlandbereich betrachtet werden.

7.1 Testszenarien

Als Testszenarien werden das Szenario Kreuzen (Abschnitt 7.1.1) und das Szenario Linksabbiegen mit Gegenverkehr (Abschnitt 7.1.2) verwendet. Beide Szenarien können als Prototypen für Unfalltypen betrachtet werden, die einen hohen statistischen Anteil an Unfällen mit Toten und Schwerverletzten aufweisen [BBD+14]. Sie gehören damit zu den wichtigsten Anwendungsfällen der Kreuzungsassistenz. In beiden Szenarien sind Sichtverdeckungen möglich. Daher eignen sie sich zur Ermittlung des Informationsgewinns durch die fahrzeugübergreifende Fusion.

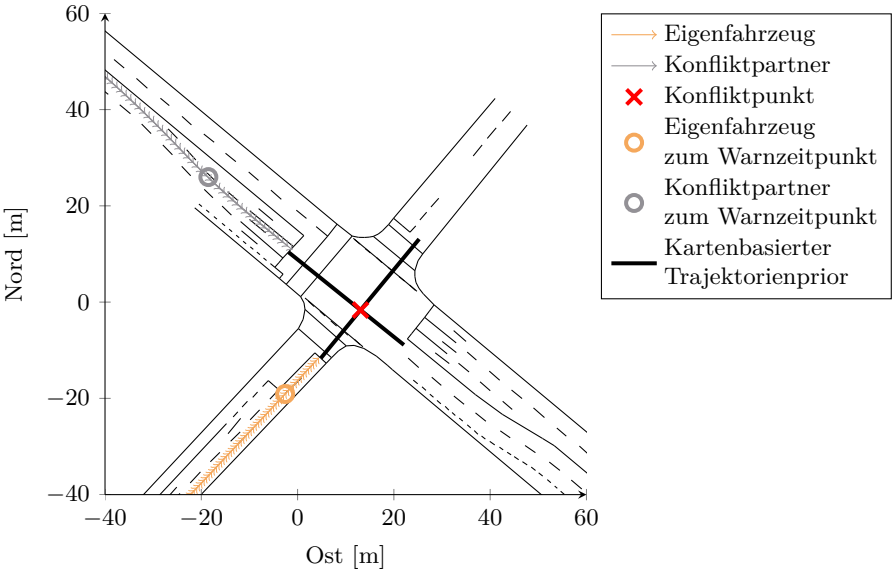
Bei der Erhebung der Daten erfolgte die Lokalisierung der informationsliefernden Systeme mit RTK-GNSS-basierten Referenzsystemen, die mit Inertialsensorik ausgestattet waren (siehe Kapitel 5.2.3). Hierdurch ergeben sich keine Einschränkungen bei der Evaluierung des fahrzeugübergreifenden Informationsfusionssystems in Abschnitt 7.4. Die Evaluierung der Fusion erfolgt im Fusionskoordinatensystem (siehe Kapitel 6.4.1). Zur Referenzberechnung sind daher nur die Referenzdaten des Zielfahrzeuges[1] notwendig. Die Referenzdaten der übrigen Systeme gehen nicht in die Referenzberechnung ein und können so konfliktfrei mit in die Fusion eingehen. Für den Nachweis der Realisierbarkeit der Kreuzungsassistenz werden die Referenzdaten des Zielfahrzeuges und des Eigenfahrzeuges benötigt, um eine Referenz für den Konfliktpunkt[2] zu bestimmen. Die Referenzdaten des Eigenfahrzeuges werden zusätzlich benötigt, um eine Referenz für den optimalen Warnzeitpunkt zu bestimmen. Die Verwendung der Referenzdaten zur Lokalisierung in Abschnitt 7.5 führt zu der Einschränkung, dass die Auswirkungen der Lokalisierungsunsicherheit des Eigenfahrzeuges auf die Erreichbarkeit des optimalen Warnzeitpunktes nicht experimentell untersucht werden kann. Stattdessen wird eine Worst-Case-Abschätzung durchgeführt.

7.1.1 Szenario Kreuzen

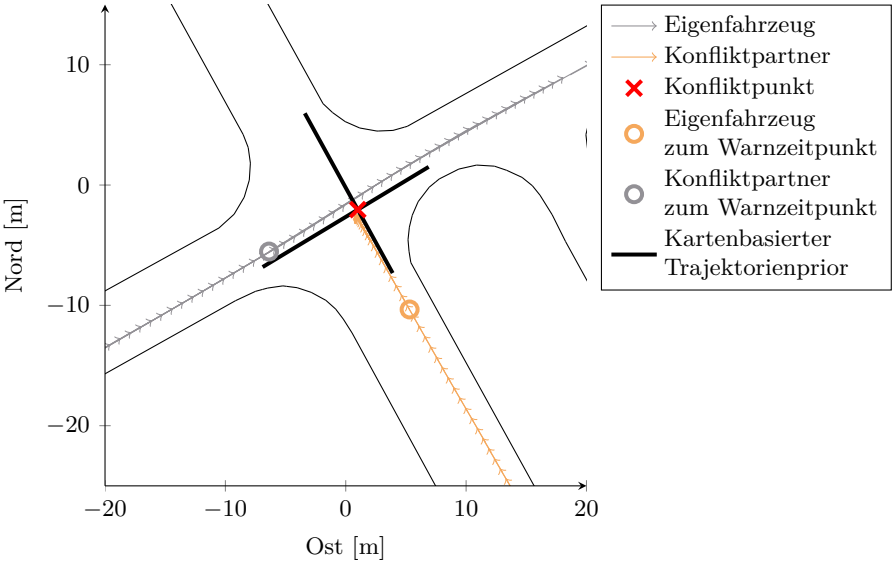
Die Abbildungen 7.1a und 7.1b zeigen das Szenario Kreuzen an den Kreuzungen in Aschaffenburg und Ulm. Das Eigenfahrzeug (orangene Trajektorie, 30km/h) möchte eine Vorfahrtsstraße passieren. Durch die Bebauung an der Kreuzung ist eine sensorische Erfassung des Konfliktpartners (graue Trajektorie, 30-50km/h) nicht möglich. Mit dem Szenario Kreuzen werden die German In-Depth Accident Study (GIDAS)-Unfalltypen 301, 302, 303, 311, 312, 313, 321 und 331 adressiert [GID16]. Sie gehören zu den häufigsten Unfalltypen in Deutschland [BBD+14].

[1] engl. *target*

[2] Der Schnittpunkt der prädizierten Trajektorien zweier Konfliktpartner wird in dieser Arbeit als Konfliktpunkt bezeichnet, siehe Abschnitt 7.5.



(a) Kreuzung in Aschaffenburg.



(b) Kreuzung in Ulm.

Abbildung 7.1: Szenario Kreuzen.

7.1.2 Szenario Linksabbiegen mit Gegenverkehr

Die Abbildung 7.2 zeigt das Szenario Linksabbiegen mit Gegenverkehr. Das Eigenfahrzeug (orangene Trajektorie, 50 km/h) biegt in den Nebenarm der Kreuzung ab. Die Sicht auf den Konfliktpartner (graue Trajektorie, 50km/h) wird durch in den gegenüberliegenden Nebenarm der Kreuzung abbiegende weitere Verkehrsteilnehmer stark beeinträchtigt. Der Konfliktpartner ist infolge im optimalen Warnzeitraum nicht sichtbar und fahrzeuglokal sensorisch nicht erfassbar. Das Szenario Linksabbiegen mit Gegenverkehr adressiert den GIDAS-Unfalltyp 211, einem der häufigsten Unfalltypen in Deutschland. Daten zum Szenario Linksabbiegen mit Gegenverkehr wurden an der Kreuzung in Aschaffenburg erhoben.

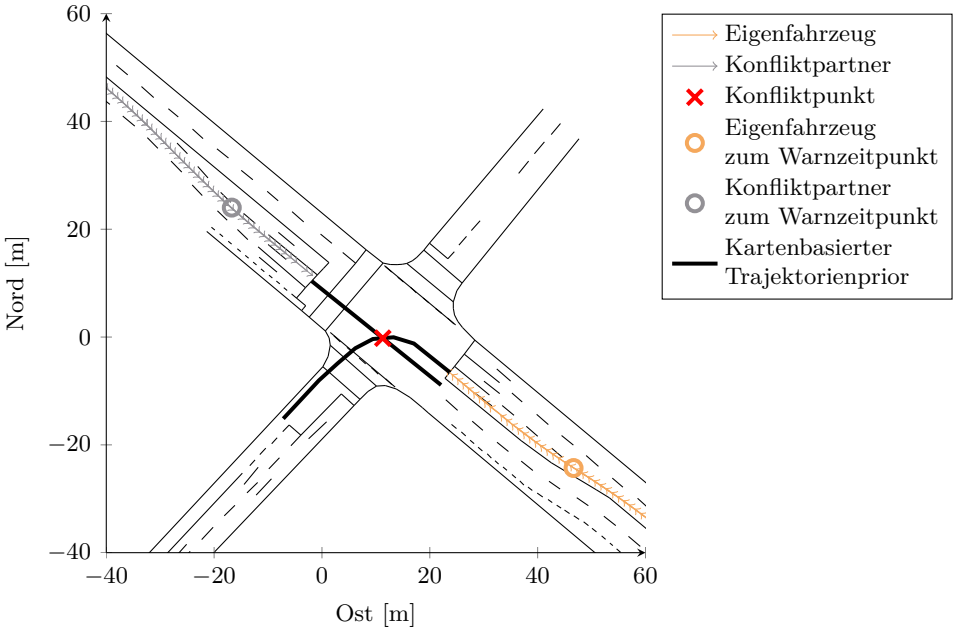


Abbildung 7.2: Szenario Linksabbiegen mit Gegenverkehr an der Kreuzung in Aschaffenburg.

7.2 Informationsquellen

Als Informationsquellen zur Evaluierung des fahrzeugübergreifenden Informationsfusionssystems wurden ein Kreuzungsperzeptionssystem und drei Versuchsfahrzeuge genutzt. Das Kreuzungsperzeptionssystem wird in Abschnitt 7.2.1 und die Fahrzeuge in Abschnitt 7.2.2 beschrieben.

7.2.1 Kreuzungsperzeptionssystem

Das eingesetzte Kreuzungsperzeptionssystem befindet sich an der Kreuzung der Würzburger Straße mit der Spessart- und Flachstraße in Aschaffenburg. Das System ist mit insgesamt 14 SICK LD-MRS 8-Layer Forschungslaserscannern ausgestattet, siehe Abbildung 7.3. Weiterhin sind an der Kreuzung 8 niedrigauflösende und 2 hochauflösende Kameras verbaut, die zur Datenerhebung in dieser Arbeit jedoch nicht verwendet wurden. Eine detaillierte Beschreibung der Kreuzung findet sich in [BBD+14]. Das Perzeptionssystem ist in [Mei15] beschrieben. Datensätze mit Rohdaten der Kreuzung wurden in [SMS+14] veröffentlicht (siehe Abbildung 7.4).



Abbildung 7.3: Sensoren an der Kreuzung in Aschaffenburg, [BBD+14].

Mit dem Kreuzungsperzeptionssystem ist es möglich, Objekte im Umkreis von ca. 70 m in den Zufahrten der Kreuzung zu erfassen. Das System kann die Objektklassen PKW, LKW, Van, Motorrad, Fahrrad und Fußgänger unterscheiden. Durch eine Optimierung der Sensoranordnung wurden Bereiche minimiert, in denen Objekte durch andere verdeckt und damit nicht detektiert werden.

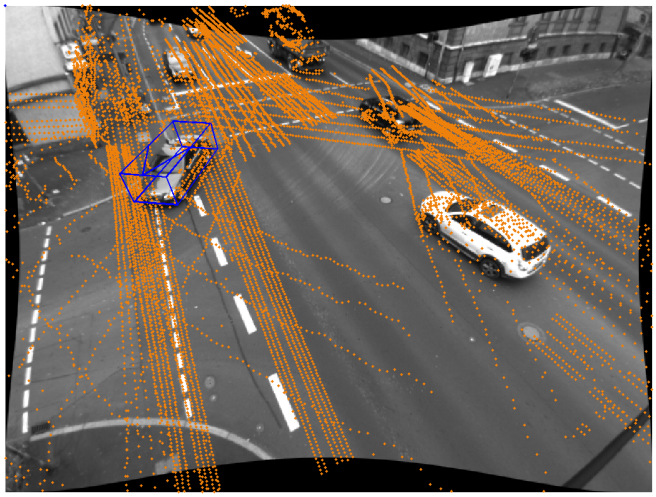


Abbildung 7.4: Projektion der Lasermessungen (orange) des Kreuzungsperzeptionssystems und der Referenzdaten des Zielfahrzeugs (blau) in das Bild einer Dokumentationskamera [SMS+14]. (links: Spessartstraße, oben und rechts unten: Würzburger Straße, rechts oben: Flachstraße).

7.2.2 Fahrzeuge

Als Eigenfahrzeug wurde der Versuchsträger des Daimler Research Institute for Vehicle Environment Perception at Ulm University (driveU) eingesetzt (siehe Abbildung 7.5). Das Fahrzeug war mit zwei Laserscannern und einer Monochromkamera zur fahrzeuglokalen Perzeption ausgestattet. Zusätzlich kamen ein Versuchsträger mit radarbasierter fahrzeuglokaler Perzeption und ein Versuchsträger als Zielfahrzeug zum Einsatz. Alle Fahrzeuge waren mit einer Kommunikationseinheit ausgestattet, siehe [BBD+14]. Der als Eigenfahrzeug genutzte Versuchsträger verfügte zusätzlich zur Visualisierung der Warnungen des Kreuzungsassistenzsystems über ein HMI-Display.



Abbildung 7.5: Eigenfahrzeug: Versuchsträger des driveU, ausgestattet mit einem Laserscanner- und Video-basierten Perzeptionssystem, IMU-gestütztem RTK-GNSS-Referenzsystem, C2X-Kommunikationseinheit und HMI-Display zur Visualisierung der Warnungen der Kreuzungsassistenz.

7.3 Assoziation

Bei dichtem Verkehr und hoher Verbreitung kommunizierender Fahrzeuge kann ein hohes Datenvolumen entstehen, welches vom fahrzeugübergreifenden Informationsfusionssystem zuverlässig verarbeitet werden muss. Der eingesetzte Assoziationsalgorithmus muss daher echtzeitfähig sein. Die Assoziation der Objektdaten erfolgt in dieser Arbeit über deren Positionsunsicherheit. Für die Systemauslegung und zur Formulierung von Anforderungen an die Informationsquellen ist daher die Ermittlung von Anhaltspunkten für relevante Schwellen der Positionsunsicherheit bezüglich des Auftretens von Falschassoziationen hilfreich. Die Aspekte der Echtzeitfähigkeit und der Falschassoziationsrate werden anhand der folgenden Assoziationsmethoden untersucht: dem Nearest Neighbor-Algorithmus, dem modified Auction-Algorithmus und der Suboptimal Joint Probabilistic Data Association Methode (siehe Kapitel 3.4). Die Echtzeitfähigkeit wird mit Hilfe einer Simulation eines worst-case-Szenarios untersucht. Die eingesetzte Simulationsmethodik wird in Abschnitt 7.3.1 beschrieben. Ein Hilfsmittel zur Reduktion der Rechenkomplexität eines Assoziationsproblems

ist das Clustering. Die Wirksamkeit des Clusterings wird in Abschnitt 7.3.2 betrachtet. Die Echtzeitfähigkeit der Algorithmen wird in Abschnitt 7.3.3 untersucht. Die Falschassoziationsrate wird in Abschnitt 7.3.4 für das Simulationsbeispiel betrachtet, um einen Anhaltspunkt zu bekommen, ab welcher Positionsunsicherheit Falschassoziationen auftreten können.

7.3.1 Simulation

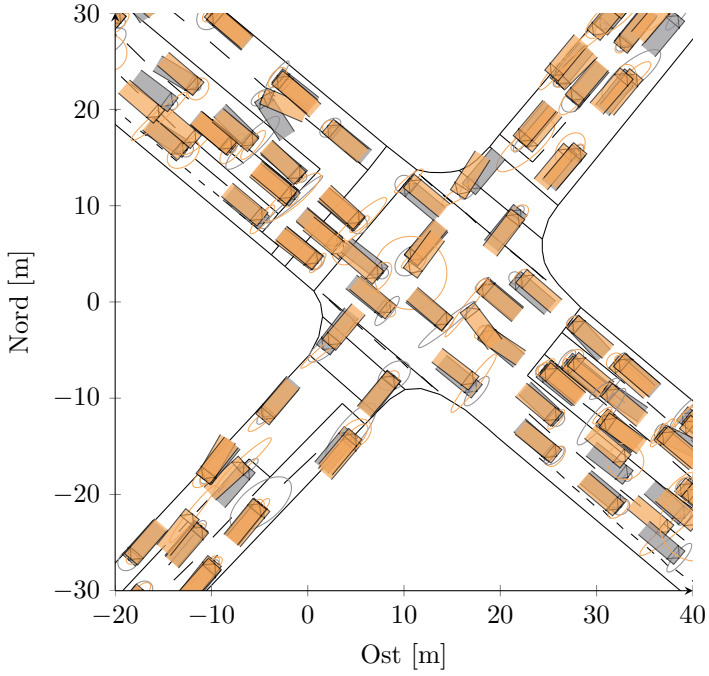


Abbildung 7.6: Simulation eines dichten Verkehrsszenarios für die Assoziation von Objektdaten eines Kreuzungsperzeptionssystems (orange) zur globalen Objektliste (grau).

Das zur Evaluierung der Assoziation genutzte Beispiel besteht aus simulierten Objektdaten an der Kreuzung in Aschaffenburg. Bei dichtem Verkehr liefert das Kreuzungsperzeptionssytem an der realen Kreuzung im Betrieb zwischen 30 und 40 Objekte. Das simulierte Beispiel enthält insgesamt 89 Fahrzeuge im Erfassungsbereich des Kreuzungsperzeptionssystems. Mit der erhöhten Objektanzahl in der Simulation kann auch für Ausnahmesituationen eine Aussage über die Echtzeitfähigkeit getroffen werden.

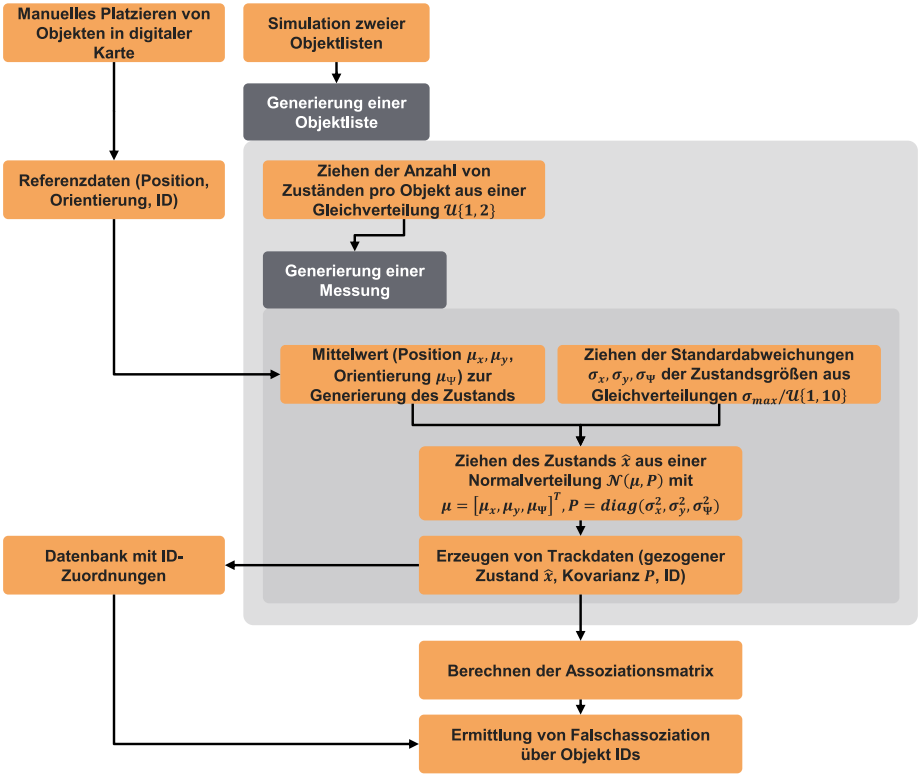


Abbildung 7.7: Ablauf der Simulation.

Die Erstellung des simulierten Szenarios erfolgt in mehreren Schritten (siehe Abbildung 7.7). Zuerst werden Fahrzeuge in der digitalen Karte der Kreuzung manuell platziert. Die so generierten Objekte werden anschließend als Referenz verwendet. Ausgehend von der Referenz werden anschließend für jedes Objekt ein globaler Track und ein bis zwei Messungen generiert. Die Generierung der Tracks und der Messungen wird für zehn verschiedene Parametrierungen der maximalen Standardabweichung σ_{max} je hundertmal durchgeführt. Gegenüber der Referenz ergibt sich so die für x- und y-Komponente der Position identische Verteilungsfunktion[3] des Positionsfehlers. Diese ist in der Abbildung 7.8 dargestellt. Der Anteil der Objekte mit einem Positionsfehler von mehr als 1 m liegt nach der Abbildung 7.8 für die Parametrierungen der maximalen Standardabweichung zwischen 0,25 m und 2,5 m zwischen etwa null und rund zwanzig Prozent.

[3] engl. *cummulative distribution function*

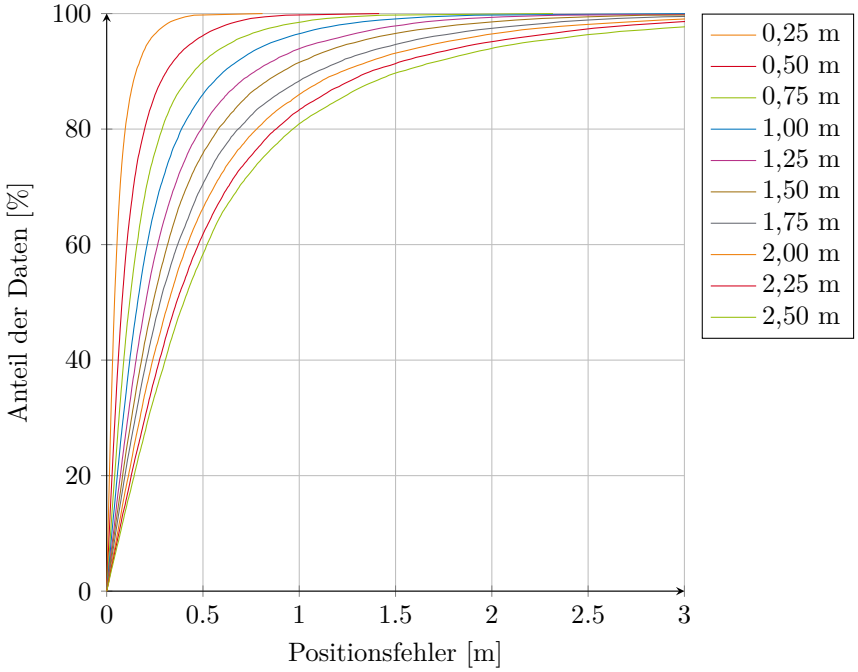
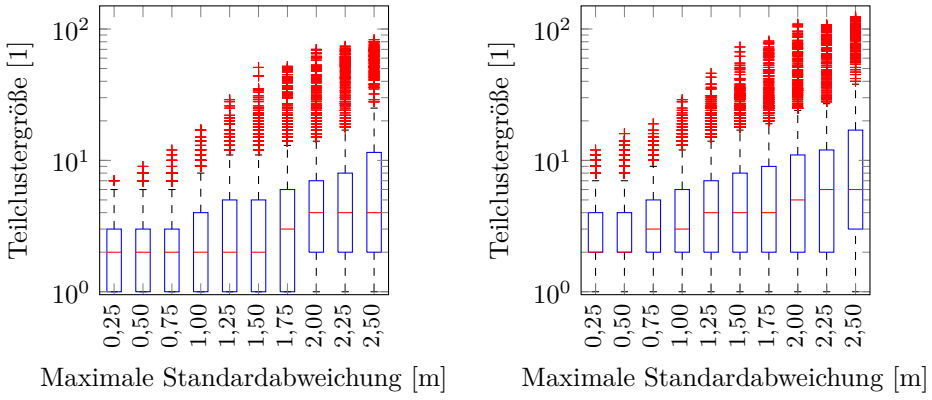


Abbildung 7.8: Verteilungsfunktion[3] des Positionsfehlers im simulierten Szenario für die zehn möglichen maximalen Standardabweichungen.

7.3.2 Clustering

Durch das Clustering der Gating-Matrix wird das Assoziationsproblem in kleinere Teilprobleme aufgeteilt, mit dem Ziel Rechenzeit einzusparen (siehe Kapitel 3.4.3). Der Einsatz eines Clusterings ist insbesondere bei Assoziationsalgorithmen mit abhängig von der Objektanzahl exponentiell steigender Rechenkomplexität wirksam.

Das Ergebnis des Clusterings sind Cluster, die aus Untermengen der zu assoziierenden Tracklisten mit mindestens einem Track aus jeder Liste bestehen. Die beiden Untermengen werden im Folgenden als Teilcluster bezeichnet. Im Idealfall enthalten die beiden Teilcluster eines Clusters je nur einen Track. In diesem Fall ist eine Zuordnung schon während des Clusterings erfolgt. Cluster mit mehr als einem Track in einem oder beiden Teilcluster müssen mit dem Assoziations-Algorithmus prozessiert werden und benötigen damit zusätzliche Rechenzeit. Weiterhin werden zwei spezielle Cluster generiert, die jeweils ein leeres Teilcluster enthalten. Diese Cluster enthalten die



(a) Globale Tracks.

(b) Zu assoziierende Tracks.

Abbildung 7.9: Mittlere Teilclustergröße.

Tracks, die nicht zugeordnet werden können und im Trackmanagement zum Löschen und Aufsetzen neuer Tracks benötigt werden. Wie die Cluster mit je nur einem Track pro Teilcluster müssen diese nicht weiter mit einem Assoziations-Algorithmus verarbeitet werden.

In der Abbildung 7.9 ist für die simulierten Daten die Verteilung der Teilclustergröße für die globalen Tracks und die zu assoziierenden Tracks dargestellt. Mit steigender maximaler Standardabweichung nimmt die Teilclustergröße und damit die Rechenkomplexität zu. Die Teilclustergröße der globalen Tracks liegt bis zu einer maximalen Standardabweichung von 1,5 m und bei den zu assoziierenden Tracks bis zu einer maximalen Standardabweichung von 0,5 m im Mittel bei zwei. Da in der Simulation Mehrfachdetektionen generiert wurden steigt bei den zu assoziierenden Tracks die mittlere Teilclustergröße stärker an als bei den globalen Tracks. Eine erhöhte Positionsunsicherheit der Objektdaten hat somit eine Steigerung der Rechenkomplexität des Assoziationsproblems zur Folge.

Durch das Clustering lässt sich auch bei niedriger Unsicherheit der Objektdaten eine Assoziation im untersuchten Szenario nicht vollständig vermeiden. Dies ist bereits anhand der mittleren Teilclustergröße von zwei ersichtlich. Die Abbildung 7.10 zeigt die Verteilung des prozentualen Anteils der globalen Tracks in Clustern mit je einem Track pro Teilcluster. Für diese Tracks ist die Assoziation bereits mit dem Clustering abgeschlossen. Der Anteil der globalen Tracks, die bereits durch das Clustering zugeordnet werden können, fällt im untersuchten Szenario mit im Mittel rund zehn Prozent bei der kleinsten betrachteten maximalen Standardabweichung gering aus. Das heißt im Umkehrschluss, dass bei dem untersuchten Szenario der überwiegende

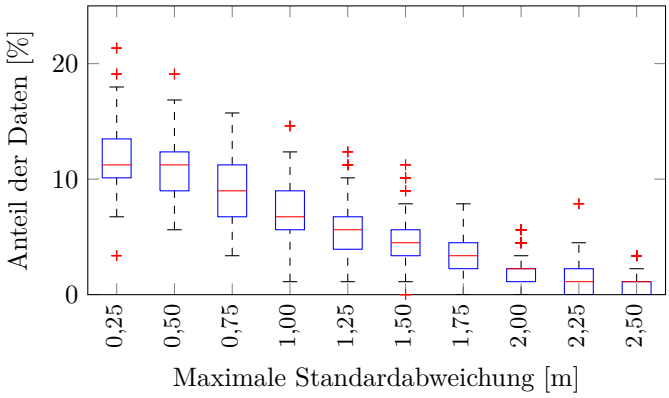
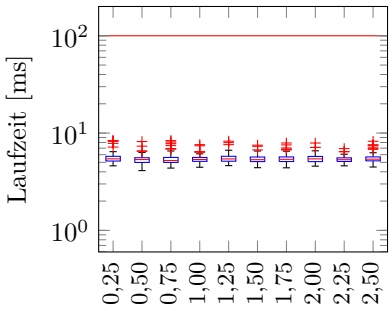


Abbildung 7.10: Anteil der globalen Tracks in Clustern mit nur einem Track pro Teilcluster.

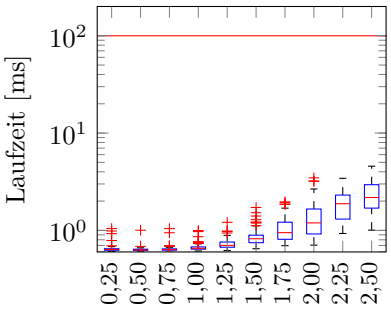
Anteil der Tracks erst mit Hilfe der Assoziation zugeordnet werden kann. Durch Minimierung der Positionsunsicherheiten wird bei Szenarien mit dichtem Verkehr die global optimale Assoziation nicht obsolet.

7.3.3 Echtzeitfähigkeit

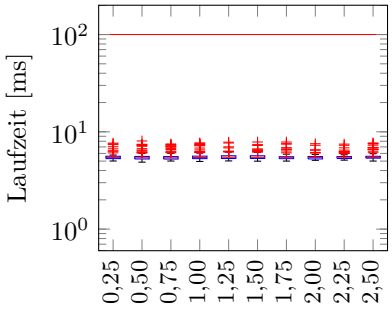
Die Laufzeiten der untersuchten Assoziations-Algorithmen für das simulierte Szenario wurden anhand prototypischer Implementierungen mit einem mit der Zielplattform im Versuchsträger vergleichbaren Rechner (Intel i7-920) ermittelt. Verglichen wurden der Nearest Neighbor-Algorithmus, der modified Auction-Algorithmus und die Suboptimal Joint Probabilistic Data Association. Die Laufzeiten der drei Algorithmen wurden jeweils mit und ohne vorheriges Clustering ermittelt. Die Laufzeiten der Algorithmen sind für verschiedene Parametrierungen der maximalen Standardabweichung der Position in der Simulation in der Abbildung 7.11 zusammengefasst: Die Laufzeiten des modified Auction-Algorithmus und des Nearest-Neighbor-Algorithmus sind im untersuchten Bereich konstant. Bei der Suboptimal Joint Probabilistic Data Association (SJPDA) steigt die Laufzeit mit der maximalen Standardabweichung. Durch Anwendung des Clusterings sinkt die Laufzeit bei allen Algorithmen deutlich. Bei allen Methoden steigt die Laufzeit ab einer maximalen Standardabweichung von 1,25 m erkennbar an. Dieser Anstieg korreliert mit der ansteigenden mittleren Teilclustergröße (siehe Abbildung 7.9). Die Laufzeiten der verglichenen Implementierungen des Nearest Neighbor-Algorithmus und des Auction-Algorithmus zeigen vergleichbare Laufzeiten mit und ohne Clustering. Die SJPDA hat mit und ohne Clustering eine höhere Laufzeit als die anderen beiden Algorithmen.



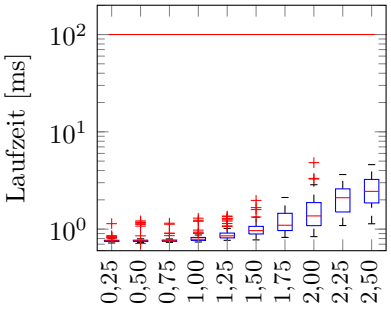
(a) Nearest-Neighbor.



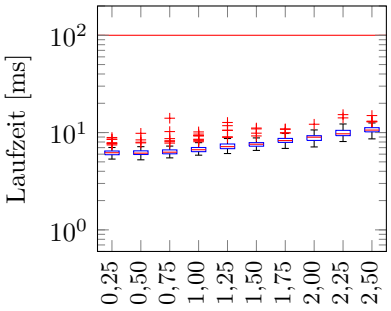
(b) Nearest-Neighbor mit Clustering.



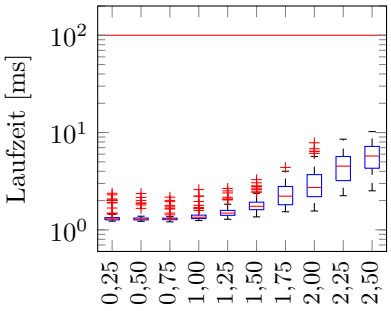
(c) Auction.



(d) Auction mit Clustering.



(e) SJPDA.



(f) SJPDA mit Clustering.

Abbildung 7.11: Verteilung der absoluten Rechenzeit der Assoziationsalgorithmen mit und ohne Clustering.

Von den untersuchten Verfahren erfüllen alle die Echtzeitanforderungen auf der genutzten Zielplattform. Aus der Perspektive der Echtzeitfähigkeit bestehen daher im Rahmen dieser Arbeit keine Einschränkungen bei der Wahl des Assoziationsalgorithmus. Der Einsatz eines Clusteringverfahrens ist auf Grund der realisierbaren Laufzeiteinsparungen in jedem Fall empfehlenswert. Die ermittelte Grenze von 1,25 m an der die Rechenkomplexität bei Anwendung des Clusterings zu steigen beginnt, kann z.B. als Designparameter für die Entwicklung verbesserter Kommunikationsstrategien genutzt werden. Beispielsweise könnte in dichten Verkehrszenarien die Kommunikation von Objektdaten unterhalb dieser Schwelle unterdrückt werden, wenn bekannt ist, dass Information über das betroffene Objekt bereits von einer anderen genaueren Quelle kommuniziert wird. Hierdurch würde sowohl Kommunikationsbandbreite als auch Rechenzeit in allen empfangenden Fahrzeugen eingespart.

7.3.4 Falschassoziationen

Für die drei untersuchten Algorithmen wurden jeweils mit und ohne Clustering Falschassoziationsraten bestimmt. Durch die Eins-zu-Eins-Zuordnung beim Nearest Neighbor-Anlgorithmus und dem modified Auction-Algorithmus kann bei Mehrfachmessungen jeweils nur ein valider Track zugeordnet werden. Die übrigen validen Tracks werden im Trackmanagement verworfen. Bei der SJPDA können mehrere Tracks zu einem globalen Track assoziiert werden. Hierdurch werden bei Mehrfachmessungen auch mehrere Tracks zugeordnet. Um die Falschassoziationsraten der drei Methoden vergleichen zu können, wurde bei der Bestimmung der Falschzuordnungen wie folgt vorgegangen: Für jeden Track wurden jeweils die Gewichte der korrekt zugeordneten Messungen und die Gewichte der falsch zugeordneten Messungen aus der Assoziationsmatrix summiert. Ist die Summe der Gewichte der korrekt zugeordneten Messungen größer als die der falsch zugeordneten, wurde die eine korrekte Assoziation angenommen, andernfalls eine Falschzuordnung. Die Falschassoziationsrate wurde anschließend durch Normierung der ermittelten Anzahl von Falschzuordnungen mit der Gesamtanzahl der globalen Tracks berechnet.

Die Abbildung 7.12 zeigt die ermittelten Falschassoziationsraten. Der nicht global optimale Nearest Neighbor-Algorithmus zeigt sehr hohe Falschassoziationsraten zwischen knapp dreißig und vierzig Prozent. Mit Clustering ist die Falschassoziationsrate beim Nearest Neighbor-Algorithmus niedriger als ohne Clustering. Beim modified Auction-Algorithmus und der SJPDA sind die Falschassoziationsraten mit und ohne Clustering identisch. Ab einer maximalen Standardabweichung von 1,25 m treten bei den beiden Algorithmen Falschassoziationen auf. Ab einer maximalen Standardabweichung von 2 m steigt die Falschassoziationsrate bei der SJPDA stärker an als beim modified Auction-Algorithmus. Dies lässt sich wie folgt erklären: Mit steigender Unsicherheit erhalten bei der SJPDA mehr nicht zu einem Objekt gehörende Messungen

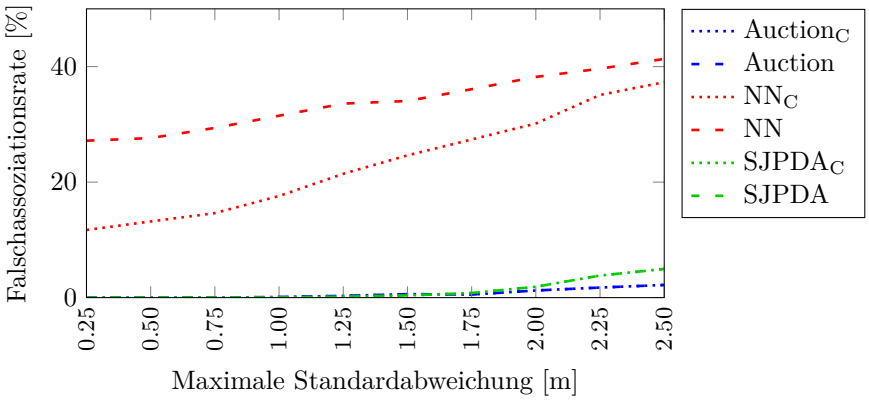


Abbildung 7.12: Falschassoziationsrate der untersuchten Methoden über der maximalen Standardabweichung. Die Falschassoziationsraten sind beim modified Auction-Algorithmus und bei der SJPDA mit und ohne Clustering identisch.

ein Gewicht, da deren Mahalanobis-Distanz nicht mehr unter den Gatingschwellwert ρ fällt. Somit sinkt die Summe der Gewichte der bis zu zwei korrekten Messungen gegenüber der Summe der Gewichte der nicht zum Objekt gehörenden Messungen. Damit steigt die Wahrscheinlichkeit, dass das Assoziationsergebnis für einen Track bei der SJPDA als Falschassoziation gewertet wird. Zusammengefasst ist damit der Auction-Algorithmus unter den betrachteten Assoziationsalgorithmen aufgrund seiner Laufzeit und Falschassoziationsrate die beste Wahl für die fahrzeugübergreifende Informationsfusion unter der Annahme, dass die Simulation die Problemstellung hinreichend abbildet.

Mit dem hier simulierten Szenario wird von einem hohen Anteil von zufällig verteilten Mehrfachmessungen ausgegangen. In der Praxis wurden Mehrfachmessungen überwiegend in für konkrete Sensoren charakteristischen Situationen beobachtet. Seitens des Kreuzungsperzeptionssystems gab es z.B. im Zentralbereich der Kreuzung kleinere Lücken im Perzeptionsfeld, die nicht durch die Sensoren erfasst wurden. Wenn Fahrzeuge diese Bereiche passierten, konnten in einer frühen Version des Systems zwei durch die Lücke getrennte Tracks entstehen. Anfällig waren ebenfalls fahrzeuglokale Perzeptionssysteme, die lediglich auf einem Radar basierten. Insbesondere im Szenario Linksabbiegen mit Gegenverkehr traten reproduzierbar bei vor dem Eigenfahrzeug abbiegenden Fahrzeugen, zusätzlich zu der Messung am Heck, eine oder mehrere Messungen in den dem Eigenfahrzeug zugewandten Radkästen auf. Die geschilderten Situationen sind in Kombination mit parallel auftretenden Fehlmessungen ungünstig, da in diesem Fall die Objektanzahl korrekt, aber von

einem Objekt zwei und vom anderen benachbarten Objekt keine Messung vorliegen, was Falschassoziationen begünstigt. Bei den beteiligten Multisensorsystemen konnten diese Effekte durch komplementäre Sensorik wirksam unterdrückt werden. Für die optimale Wahl des richtigen Assoziationsalgorithmus spielt damit auch der Ausstattungsgrad und die Leistungsfähigkeit der beitragenden Perzeptionssysteme eine Rolle. Im Idealfall sollten daher nur Multisensorsysteme Perzeptionsinformation beitragen und Infrastrukturperzeptionssysteme so optimiert werden, dass Mehrfachmessungen in vernachlässigbarem Umfang auftreten.

Da im Rahmen dieser Arbeit nur Daten von verhältnismäßig wenigen Orten und Szenarien untersucht werden konnten, lässt sich keine Aussage über die Häufigkeit von Folgeeffekten von Mehrfachmessungen treffen, die die Funktion der Kreuzungsassistenz beeinträchtigen. An den genutzten Kreuzungen traten die geschilderten Situationen, in denen Mehrfachmessungen auftraten, ausschließlich außerhalb der anwendungsrelevanten Gebiete auf. Es lässt sich allerdings die Aussage treffen, dass ab der ermittelten Grenze für die Standardabweichung der Positionsunsicherheit von 1,25 m sicher Falschalarme auftreten können. Mit der ermittelten Schwelle ergibt sich ein Anhaltspunkt für die Anforderung an die Positionsgenauigkeit der informationsliefernden Systeme. Weiterhin ist die Schwelle plausibel unter dem Aspekt, dass die Spurbreite an der Kreuzung etwa 3 m beträgt und als Gating-Schwelle die 3σ-Grenze gewählt wurde. Unter den vereinfachenden Annahmen, dass sich alle Fahrzeuge im Mittel entlang der Spurmittellinie bewegen, kann ab einer Standardabweichung von 1 m eine Messung eines Fahrzeuges auf einer Nachbarspur beim Gating als Assoziationskandidat ermittelt werden.

7.4 Zustandsfusion

Mit dem realisierten fahrzeugübergreifenden Informationsfusionssystem lassen sich verschiedene Fusionsansätze miteinander vergleichen. Implementiert wurden die folgenden Methoden:

- Improved Fast Covariance Intersection (I-FCI)
- Information Theoretic Fast Covariance Intersection (IT-FCI)
- Simple Convex Combination (SCC)
- Sampling Covariance Intersection (SaCI)
- Generalized Information Matrix Fusion (GIMF).

Allen Methoden ist gemein, dass sie lediglich die ersten beiden statistischen Momente der als gaussverteilt angenommenen Objektzustände für die Fusion nutzen. Alterna-

tive Methoden, wie z.B. der Split Covariance Intersection Filter (SCIF), sind auf den zur Evaluierung verfügbaren Datensätzen nicht anwendbar, da die verfügbaren informationsliefernden Systeme die hierfür erforderliche Zusatzinformation nicht im erforderlichen Umfang bereitstellen können.

Ein Vergleich der Methoden I-FCI, IT-FCI und SaCI wurde bereits vorab in [SD14] veröffentlicht. Die Evaluierung hatte zum Ziel herauszufinden, welche der drei Covariance Intersection (CI)-Varianten die besten Fusionsergebnisse auf Realdaten im Kreuzungsbereich liefert. Hierzu wurden Datensätze des Linksabbiegeszenarios mit den drei verschiedenen CI-Varianten reprozessiert. Da Tracks, die den Perzeptionsbereich des Kreuzungsperzeptionssystems verlassen, in der Austrittsphase teils stark bias-behaftet sind, wurden die Datensätze auf den anwendungsrelevanten Bereich der Kreuzungszufahrten beschränkt, um die Vergleichbarkeit in Bezug auf den Root Mean Square Error (RMSE) zu gewährleisten.

Für diese Arbeit wird die Datenbasis für die Evaluierung erweitert und die Auswahl der Fusionsmethoden um zwei weitere, die SCC und die GIMF, ergänzt, um alle zum Zeitpunkt der Arbeit bekannten, auf den gegebenen Datenrahmen anwendbaren Methoden zu berücksichtigen. Bei der SCC wird die Trackkorrelation vernachlässigt. Sie wird mit in den Vergleich aufgenommen, um die Folgen der Vereinfachung zu verdeutlichen. Die GIMF dekorreliert mit einem approximativen Ansatz die Zustände vor der Fusion mit Hilfe auf den Fusionszeitpunkt prädizierter zeitlich älterer Zustände der Informationsquellen.

Die I-FCI und die IT-FCI werden sowohl mit dem Standardfusionsschema als auch unter der Annahme der partiellen Unkorreliertheit der Teilzustände Position, Geschwindigkeit und Orientierung fusioniert. Im Gegensatz zu den übrigen Methoden werden bei diesen beiden Methoden die Teilzustände eines Zustandes alle mit demselben Gewicht bei der Fusion eingebracht. Mit dem Ansatz der Annahme der partiellen Unkorreliertheit wird im Falle von heterogenen Informationsquellen bezweckt die Teilzustände unterschiedlich zu gewichten.

Für die Evaluierung wird der modified Auction-Algorithmus mit vorgelagertem Clustering genutzt. Als Bewegungsmodell wird ein CTRA-Modell verwendet. Die Fusionsarchitektur ist zwischen einer Sensor-2-Global und einer Sensor-2-Sensor-Architektur umschaltbar.

7.4.1 Datenbasis und Referenz

Insgesamt wurden zur Evaluierung der Fusion 20 Sequenzen des Szenarios Linksabbiegen mit Gegenverkehr eingefahren (siehe Abschnitt 7.1.2). Pro Sequenz sind

Objektdaten für das Zielfahrzeug aus dem Kreuzungsperzeptionssystem und einem Folgefahrzeug verfügbar. Im Folgefahrzeug wurde ein radarbasiertes Perzeptionssystem verwendet. Von den 20 Sequenzen konnten 9 Sequenzen ausgewertet werden. Bei den übrigen Sequenzen war die Qualität der Referenzdaten, bedingt durch unzureichende Satellitenkonstellationen, nicht ausreichend. Die Eignung der Referenzdaten wurde mit der in Kapitel 5.2.3 beschriebenen Methodik bewertet.

Die Sequenzen wurden auf den für die Kreuzungsassistenz relevanten Bereich beschnitten. Seitens des Kreuzungsperzeptionssystems wurden bei Eintritt und Austritt des Zielfahrzeugs hinsichtlich der Position stark bias-behaftete Trackdaten ausgegeben. Diese haben einen nicht vernachlässigbar hohen Einfluss auf die berechneten Root Mean Square Error (RMSE). Die Ausnahme dieser Daten von der Kommunikation hätte sich innerhalb des Kreuzungsperzeptionssystems realisieren lassen, da die Grenzen des Perzeptionsbereichs der Kreuzung bekannt sind.

Für die Evaluierung der Konsistenz, der Schätzfehler und des Informationsgewinns im Folgenden wird mit Hilfe der Daten von Referenzsystemen (siehe Kapitel 5.2.3) ein Referenzzustandsverlauf für die zu evaluierenden Objektdaten berechnet. Die Referenzdaten wurden hierfür vor der Aufzeichnung in das Kommunikationskoordinatensystem bK transformiert. Die hierfür genutzten Gleichungen sind in Kapitel 5.2.4 beschrieben. Der Referenzzustand wird mit den Gleichungen aus Kapitel 6.4.2 berechnet. Eine zeitliche Angleichung muss hierbei nicht erfolgen, da die Referenzsysteme von Eigenfahrzeug und Zielfahrzeug beide auf das selbe UTC-Zeitraster synchronisiert waren. Wenn der Referenzpunkt der Objektzustände von dem des Referenzzustandes (vorne Mitte) abweicht, wird der Referenzzustand mit den Gleichungen aus Kapitel 6.5.2 auf den Referenzpunkt des Objektes transformiert.

7.4.2 Konsistenz

Die Konsistenz der Fusionsergebnisse wird mit Hilfe des Normalized Estimation Error Squared (NEES) bewertet, vgl. Anhang A.2. Der NEES wird auf den Zustand $\boldsymbol{x}_{S_{min}} = \begin{bmatrix} r_x & r_y & v_x & v_y & \Psi \end{bmatrix}$ angewandt. Er wird mit den geschätzten Objektzuständen aus der fahrzeugübergreifenden Informationsfusion und den Referenzzuständen berechnet (siehe Abschnitt 7.4.1). Als Schwelle zur Detektion von Inkonsistenzen wird die 0.975%-Grenze gewählt. Für die Evaluierung werden die Fusionsergebnisse sowohl mit einer Sensor-2-Global- als auch mit einer Sensor-2-Sensor-Architektur erzeugt (siehe Kapitel 6.6) .

Die SaCI wurde bereits von Tian in [TBC10] vorgestellt. Hierbei wurde keine Methode angegeben, mit der sich der Tuningparameter u der SaCI zur Kovarianzoptimierung ermitteln lässt, der konsistente Fusionsergebnisse garantiert. Daher wurde der Para-

meter u in mehreren Durchläufen mit einer Schrittweite von $0,1$ im Intervall [0.4 0.9] variiert. In der für [SD14] durchgeführten Evaluierung erzeugte die SaCI für dieses Parameterintervall konsistente Ergebnisse.

Die Ergebnisse der Konsistenzanalyse sind in der Tabelle 7.1 zusammengefasst. Sie zeigt für jede Fusionsmethode den prozentualen Anteil der evaluierten Sequenzen, in denen inkonsistente Daten aufgetreten sind.

	Sensor-2-Sensor	Sensor-2-Global
I-FCI	0,0 %	0,0 %
IT-FCI	0,0 %	0,0 %
I-FCI(PI)	0,0 %	0,0 %
IT-FCI(PI)	0,0 %	0,0 %
SaCI ($u = 0,4 \ldots 0,9$)	22,2 % - 44,4 %	100,0 %
GIMF	77,8 %	44,4 %
SCC	11,1 %	100,0 %

Tabelle 7.1: Anteil der evaluierten Sequenzen, in denen inkonsistente Fusionsergebnisse aufgetreten sind.

Von den untersuchten Methoden sind Fusionsergebnisse der I-FCI und der IT-FCI in beiden Fusionsarchitekturen in allen evaluierten Sequenzen konsistent. Die übrigen Methoden produzieren in beiden Architekturen teilweise inkonsistente Ergebnisse. Abweichend zu [SD14] traten auch bei der SaCI bei allen Parametrierungen des Tuningparameters u inkonsistente Fusionsergebnisse auf. Dies ist damit zu erklären, dass der Umfang der evaluierten Daten gegenüber [SD14] für diese Auswertung erhöht wurde. Bereits in [SD14] wurde deutlich, dass sich für die SaCI keine optimale Parametrierung für den Parameter u finden lässt, womit die Methode bereits für die hier betrachtete Fusionsaufgabe als eingeschränkt geeignet eingeordnet wurde.

Bei der SaCI und der SCC ist der Anteil der inkonsistenten Sequenzen bei der Sensor-2-Sensor-Architektur deutlich geringer als bei der Sensor-2-Global-Architektur. Dies ist damit zu erklären, dass bei der Sensor-2-Global-Architektur, zusätzlich zu den auch bei der Sensor-2-Sensor-Architektur fusionierten Zuständen, auch das auf den Fusionszeitpunkt prädizierte Fusionsergebnis des letzten Fusionszyklus fusioniert wird. Nicht erklären lässt sich, dass die SaCI in mehr Fällen inkonsistente Daten liefern soll als die SCC, da die fusionierte Kovarianz der SaCI der mit einem Faktor größer als eins skalierten Kovarianz der SCC entspricht. Die Anzahl der inkonsistenten Sequenzen der SaCI dürfte daher maximal nur so hoch sein wie die der SCC. Basierend auf dieser Unstimmigkeit der Evaluierungsergebnisse wurde der bereits in Kapitel 4.1.6 erläuterte Fehler in der Erstveröffentlichung

der SaCI ausfindig gemacht. Auf eine erneute Evaluierung der Methode wurde verzichtet, da sich mangels Konsistenzbeweis die Ergebnisse nicht verallgemeinern lassen. Die SaCI wird daher unter zusätzlicher Berücksichtigung des deutlich höheren Rechenaufwandes nur als bedingt für die fahrzeugübergreifende Informationsfusion geeignet eingestuft. Die SCC liefert allgemein keine konsistenten Ergebnisse, daher ist sie für die fahrzeugübergreifende Informationsfusion nicht geeignet.

Die GIMF zeigt ein komplementäres Verhalten zur SaCI und zur SCC. Hier fällt die Anzahl der inkonsistenten Sequenzen bei der Sensor-2-Global-Architektur geringer aus. Bei der Sensor-2-Sensor-Architektur bekommt die äquivalente Messung, die Differenz des aktuellen und des auf den aktuellen Zeitpunkt prädizierten Zustands der zu fusionierenden Informationsquelle, durch die Reinitialisierung ein höheres Gewicht als der globale Zustand. Hierdurch ist die Filterwirkung bei der Sensor-2-Sensor-Architektur geringer als bei der Sensor-2-Global-Architektur. Damit wirken sich Fehler bei der Berechnung der äquivalenten Messung, die z.B. durch Schwankungen in der Lokalisierungsunsicherheit der Informationsquelle entstehen können, stärker aus. Auch wurde beobachtet, dass in Einzelfällen die Unsicherheit des aktuellen Zustandes im Extremfall höher als die des prädizierten vergangenen Zustands ausfallen kann, da bei der hier realisierten Implementierung die prädizierten Zustände jeweils von den Lokalisierungsergebnissen des Senders zu den ursprünglichen Gültigkeitszeitpunkten der Zustände abhängen. Dies hat zur Folge, das die Kovarianzmatrix der äquivalenten Messung nicht mehr positiv definit ist. In diesem Fall schlägt die Fusion entweder durch eine nicht durchführbare Matrixinversion fehl, wenn auch die Kovarianzmatrix des Fusionsergebnis nicht mehr positiv definit sein sollte, oder das Ergebnis ist als deutlicher Ausreißer erkennbar und ist inkonsistent. In der hier untersuchten Implementierungsvariante ist die GIMF daher nicht für die fahrzeugübergreifende Informationsfusion geeignet.

Aus den Beobachtungen lässt sich nicht ableiten, dass die GIMF generell für die fahrzeugübergreifende Informationsfusion ungeeignet ist. Aus der Literatur zur GIMF geht z.B. nicht hervor, ob die Sensorkoordinatensysteme einer starren Anordnung unterliegen oder sich relativ zueinander bewegen können. Daher wird hier angenommen, dass nur starre Anordnungen untersucht wurden und somit die hier vorliegende Konstellation bei der Herleitung keine Berücksichtigung gefunden hat. Ebenso ist nicht eindeutig festgelegt, ob für die zeitliche Angleichung des vergangenen Zustandes das Bewegungsmodell des lokalen Trackers oder ein beliebiges auf Empfängerseite, wie hier der Fall, verwendet werden kann. Damit kann nicht abschließend ausgeschlossen werden, dass sich durch eine Modifikation der Prädiktion der vergangenen Zustände oder Methoden zur Handhabung numerischer Probleme die GIMF für den Einsatz für die fahrzeugübergreifende Informationsfusion optimieren lässt. Essentiell wird hierbei sein, eine Lokalisierungslösung des Senders durch eine zusätzliche zeitliche Angleichung für beide prädizierten Zustände zu nutzen, um nicht positiv semidefinite Kovarianzmatrizen der äquivalenten Messung zu vermeiden.

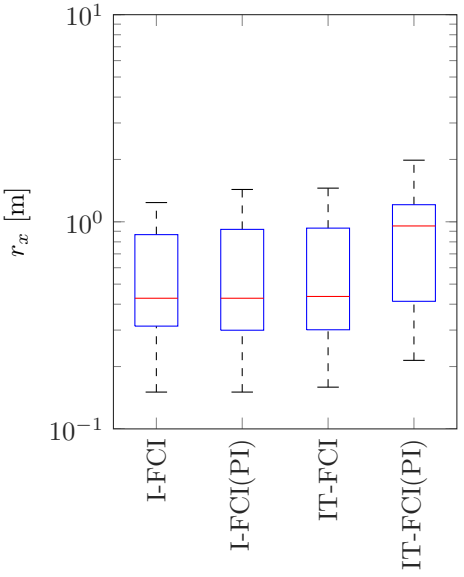
7.4.3 Schätzfehler

Bei der Bewertung des Schätzfehlers werden nur die Fusionsmethoden berücksichtigt, die konsistente Ergebnisse liefern, die I-FCI und die IT-FCI. Beide Methoden werden nach den beiden in Abschnitt 6.6 beschriebenen Schemata fusioniert. Hierbei werden die Zustandsgrößen der Quellen einmal als korreliert und einmal als partiell unabhängig betrachtet. In letzterem Fall werden Position, Geschwindigkeit und Orientierung als unkorreliert betrachtet. Die Bewertung des Schätzfehlers erfolgt anhand des RMSE (siehe Anhang A.1) der für die Schätzergebnisse mit Hilfe einer Referenzlösung auf Basis eines IMU gestützten RTK-D-GNSS-Empfängers berechnet wird (siehe Abschnitt 7.4.1). Die Auswertung ist auf den Zustand $\boldsymbol{x}_{S_{min}} = \begin{bmatrix} r_x & r_y & v_x & v_y & \Psi \end{bmatrix}$ beschränkt, da die übrigen Zustandsgrößen nicht seitens aller Datenquellen verfügbar sind. Als Anhaltspunkt für die Effizienz der Fusionsmethoden wird zusätzlich die Standardabweichung der Fusionsergebnisse betrachtet.

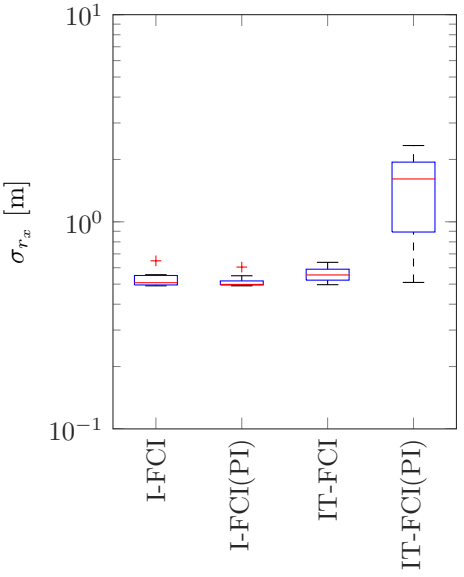
Der RMSE und die Standardabweichung sind in den Abbildungen 7.13 bis 7.17 dargestellt. Jede Abbildung zeigt die Evaluierungsergebnisse für alle Datensätze für eine Zustandsgröße in Boxplots. Der RMSE ist auf der linken Seite (a,c) und die Standardabweichung des Fusionsergebnisses auf der rechten Seite (b,d) jeder Abbildung dargestellt. In der oberen Hälfte werden die Ergebnisse der Sensor-2-Sensor-Architektur und in der unteren die der Sensor-2-Global-Architektur dargestellt.

Anhand der in den Abbildungen 7.13 bis 7.17 dargestellten Ergebnisse lassen sich folgende Aussagen treffen: Die Ergebnisse der Sensor-2-Sensor-Architektur und der Sensor-2-Global-Architektur sind nahezu identisch. Beim Fusionsergebnis der Geschwindigkeitskomponente in x-Richtung liefert die IT-FCI in der Sensor-2-Sensor-Architektur ein Fusionsergebnis mit geringerem RMSE als in der Sensor-2-Global-Architektur. Hinsichtlich des Fusionsschemas ergibt sich bei der I-FCI ein Vorteil durch die Annahme der partiellen Unkorreliertheit. Die resultierende Standardabweichung ist meist geringer und der RMSE liegt in der gleichen Größenordnung oder darunter. Bei der IT-FCI wirkt sich die Annahme der partiellen Unkorreliertheit negativ auf die Fusionsergebnisse aus. Die Standardabweichung fällt durchgängig deutlich höher aus, und der RMSE fällt insbesondere bei der Positions- und Geschwindigkeitsschätzung in x-Richtung gravierend höher aus.

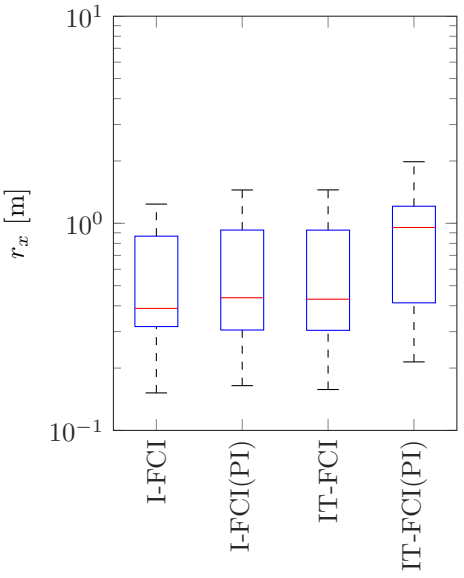
Die in den Abbildungen 7.13 bis 7.17 dargestellten Ergebnisse sind in der Abbildung 7.18 komprimiert zusammengefasst. Hierfür werden für jede Sequenz die Common-Werte von RMSE und Standardabweichung berechnet, wobei unter Common-RMSE der RMSE des vollständigen Zustandsvektors $\boldsymbol{x}_{S_{min}} = \begin{bmatrix} r_x & r_y & v_x & v_y & \Psi \end{bmatrix}$ verstanden wird und unter Common-Standardabweichung der Mittelwert der pro Zeitschritt aufsummierten Elemente des Vektors $\boldsymbol{\sigma}_{common} = \begin{bmatrix} \sigma_{r_x} & \sigma_{r_y} & \sigma_{v_x} & \sigma_{v_y} & \sigma_{\Psi} \end{bmatrix}$. Der Common-RMSE ist ein konstruiertes Maß zum Vergleich von Gesamtfehlern, das



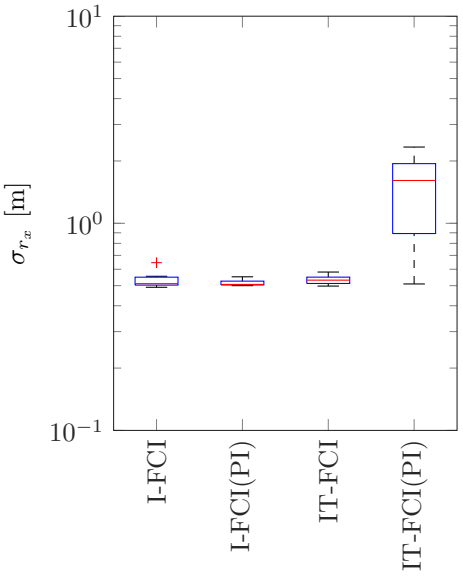
(a) RMSE.



(b) Standardabweichung.

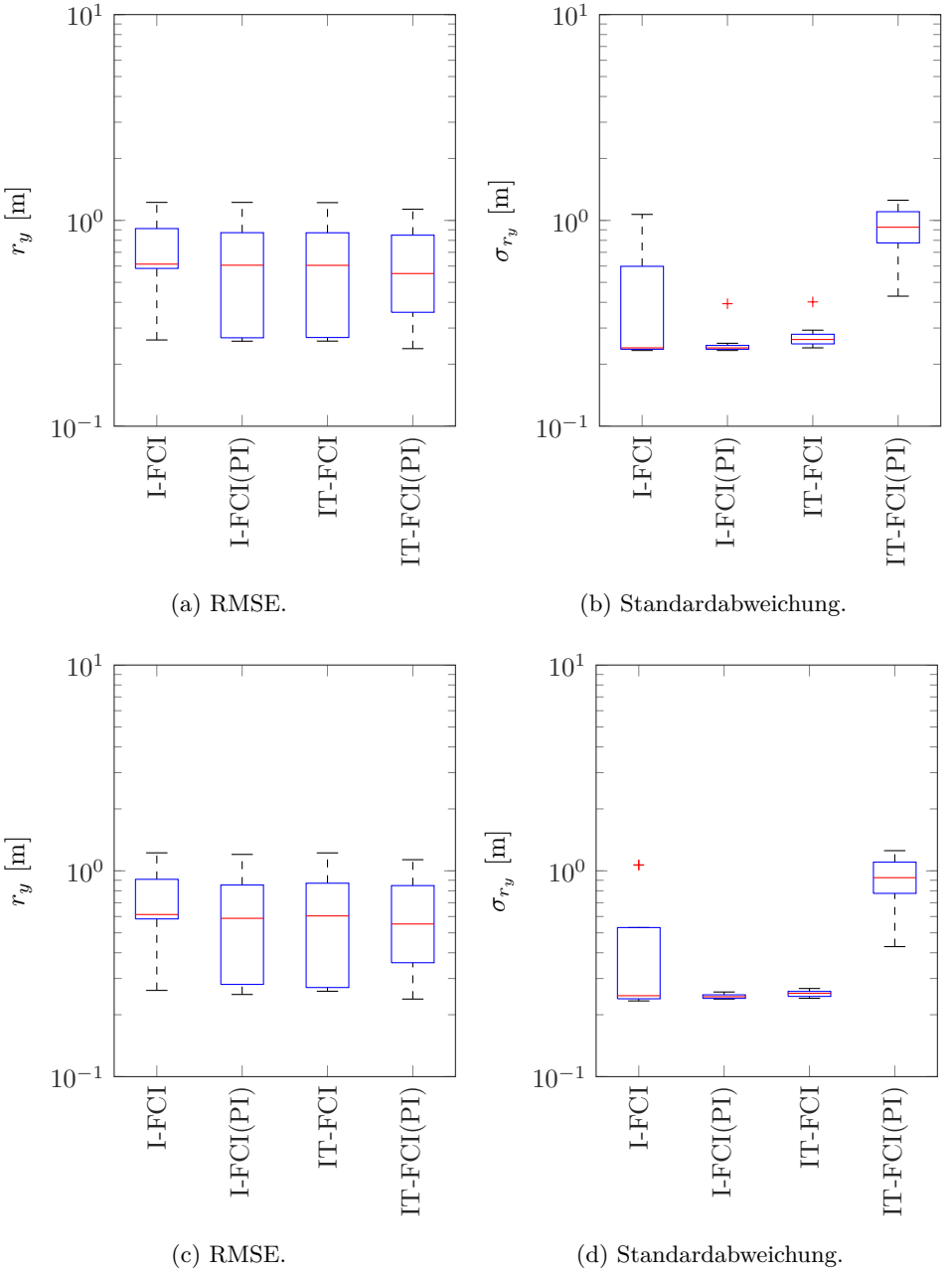


(c) RMSE.



(d) Standardabweichung.

Abbildung 7.13: r_x Sensor-2-Sensor (a,b), Sensor-2-Global (c,d).



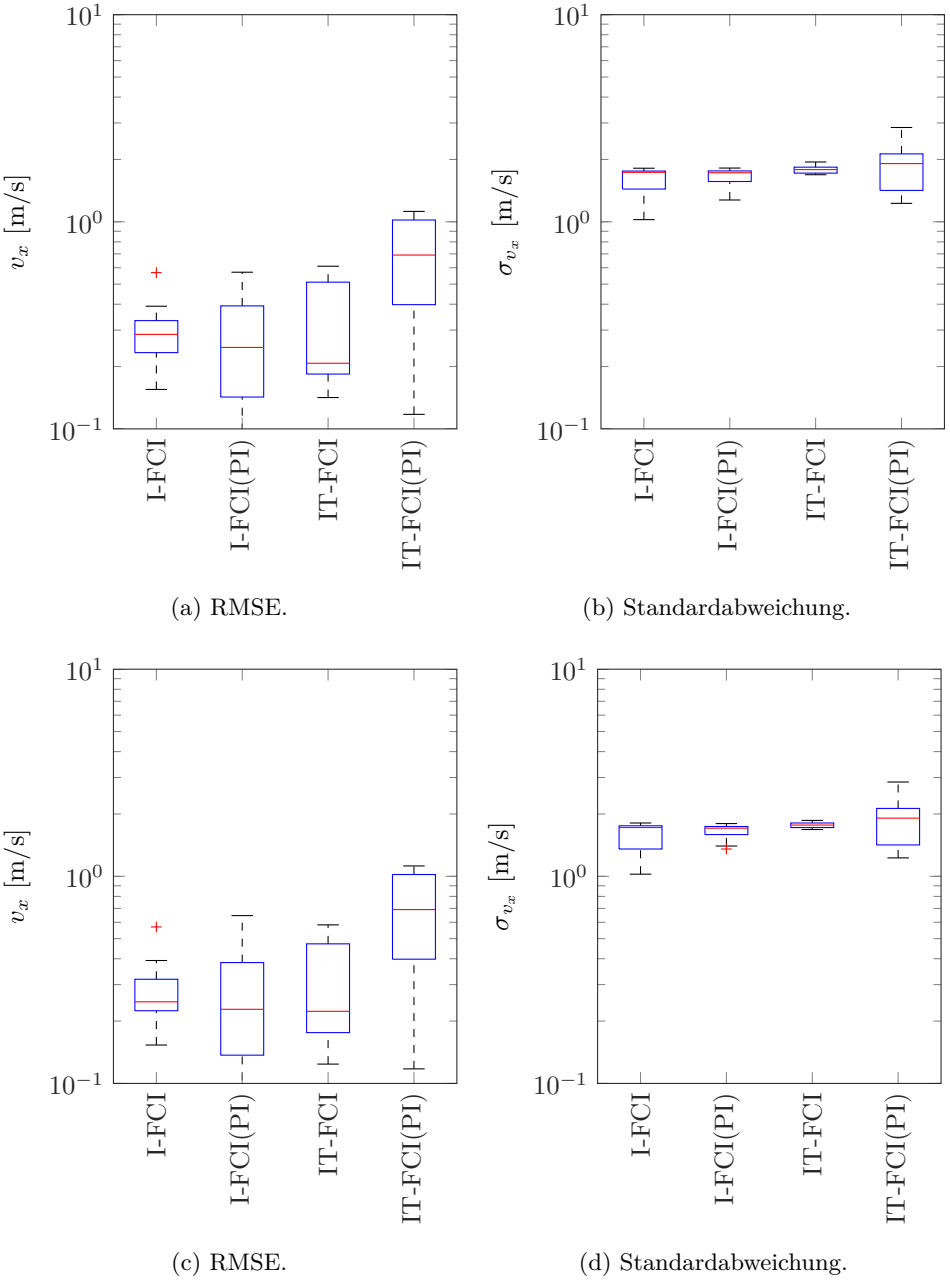
(a) RMSE.

(b) Standardabweichung.

(c) RMSE.

(d) Standardabweichung.

Abbildung 7.14: r_y Sensor-2-Sensor (a,b), Sensor-2-Global (c,d).



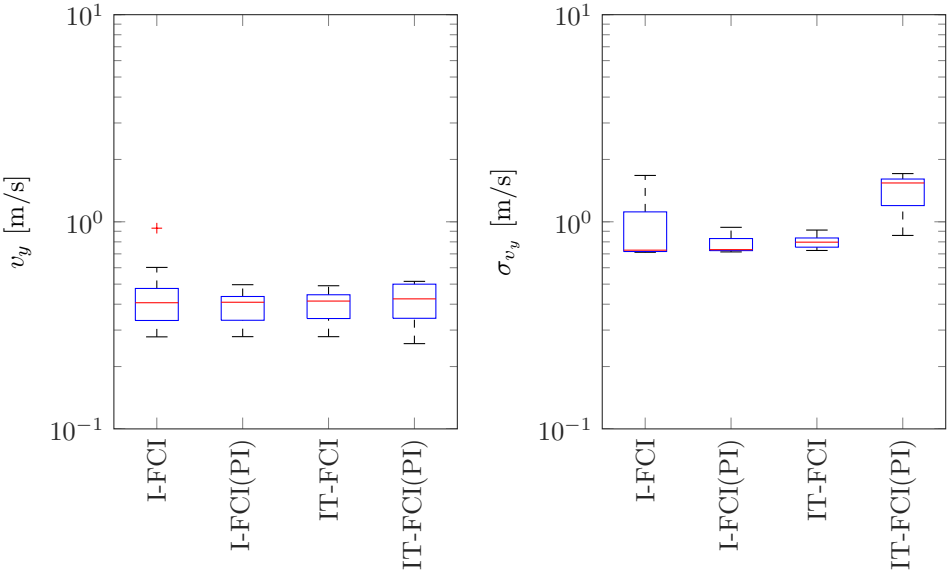
(a) RMSE.

(b) Standardabweichung.

(c) RMSE.

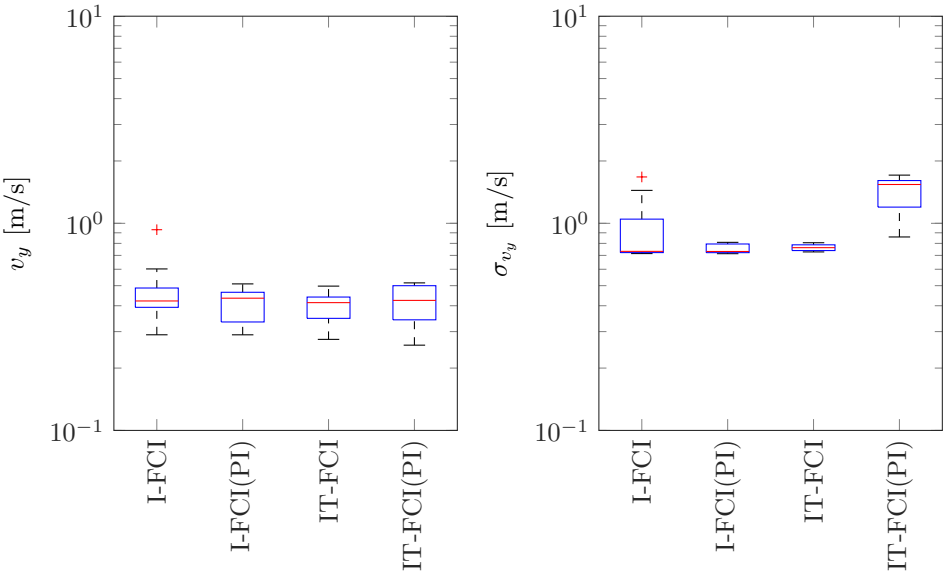
(d) Standardabweichung.

Abbildung 7.15: v_x Sensor-2-Sensor (a,b), Sensor-2-Global (c,d).



(a) RMSE.

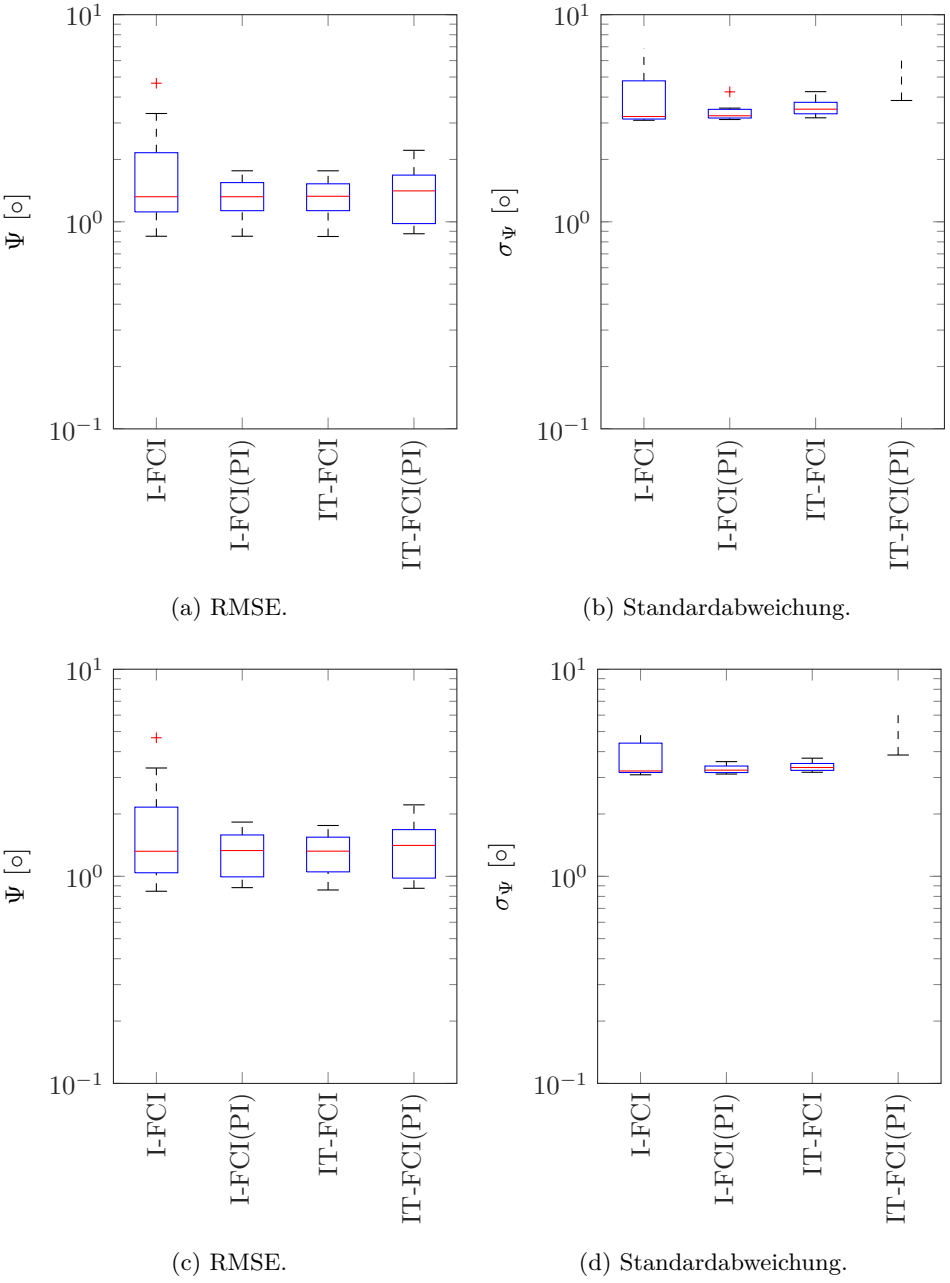
(b) Standardabweichung.



(c) RMSE.

(d) Standardabweichung.

Abbildung 7.16: v_y Sensor-2-Sensor (a,b), Sensor-2-Global (c,d).



(a) RMSE.

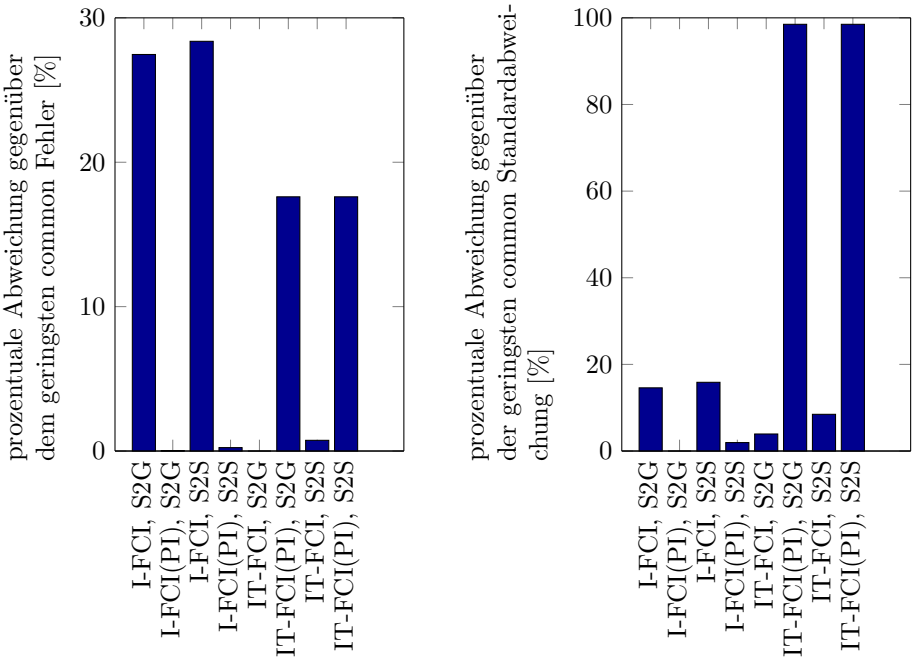
(b) Standardabweichung.

(c) RMSE.

(d) Standardabweichung.

Abbildung 7.17: Ψ Sensor-2-Sensor (a,b), Sensor-2-Global (c,d).

z.B. im Gegensatz zum RMSE der Position keine physikalische Bedeutung hat. Die Common-Standardabweichung ist ein hier analog zum Common-RMSE konstruiertes Maß zum Vergleich der Effizienz der Fusionsmethoden. Die Common-Werte des RMSE und der Standardabweichung werden prozentual jeweils auf die Methode mit dem geringsten Common-Wert bezogen. Die Common-Werte liefern einen Anhaltspunkt für den Gesamtfehler bzw. die Gesamtunsicherheit über alle Zustände. Durch die Normierung kann die relative Abweichung der Methoden verglichen werden.



(a) Common-RMSE.

(b) Common-Standardabweichung.

Abbildung 7.18: Common-RMSE und Common-Standardabweichung.

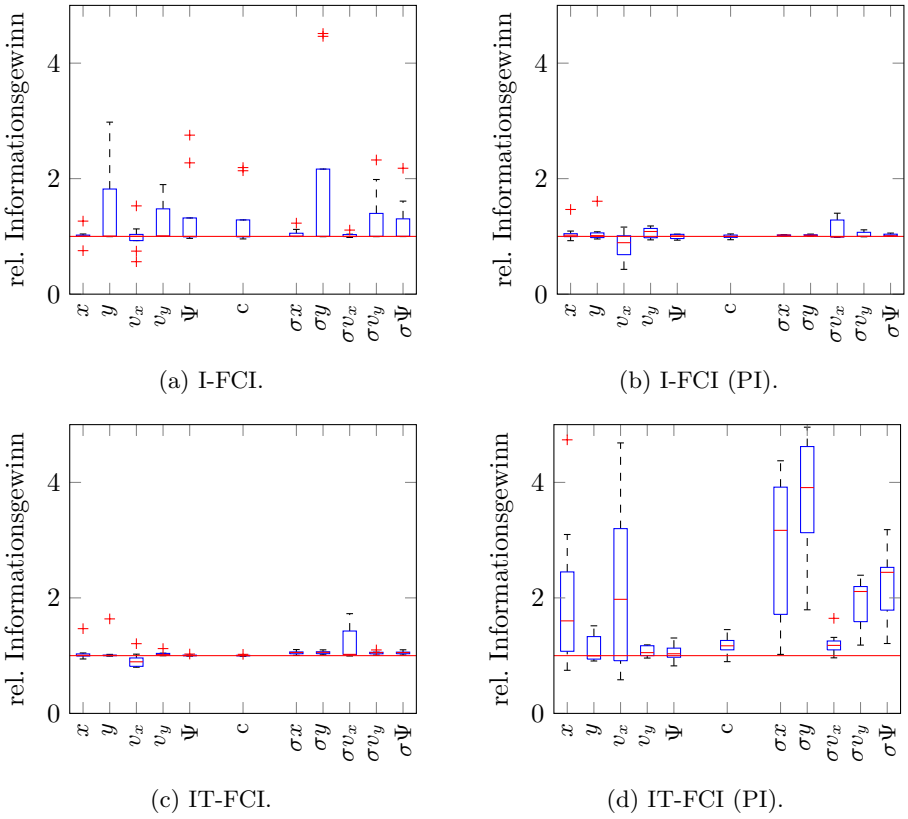
Anhand der Abbildung 7.18 lassen sich die folgenden Aussagen treffen: Mit der Sensor-2-Global-Architektur lassen sich im untersuchten Szenario geringfügig geringere Common-RMSE-Werte und Common-Standardabweichungen erzielen als in der Sensor-2-Sensor-Architektur. Die I-FCI, unter der Annahme der partiellen Unkorreliertheit, und die IT-FCI liefern einen nahezu identischen Common-RMSE. Die Common-Standardabweichung der IT-FCI fällt etwas höher aus, ist jedoch garantiert konsistent. Kann für die Informationsquellen nachgewiesen werden, dass die Teilzustände für sich konsistent sind, ist auch das Ergebnis der I-FCI unter der Annahme der partiellen Unkorreliertheit sicher konsistent. Unter den hier betrachteten Randbedingungen sind die beiden Ansätze gleichwertige Alternativen. In

anderen Szenarien kann dies verschieden sein. Würden z.B. von einzelnen Systemen nur Positionsmessungen geliefert und in Folge dessen je nach Quelle verschiedene Teilzustände fusioniert, würde dies z.B. gegen den Einsatz der IT-FCI sprechen.

7.4.4 Informationsgewinn

Prinzipbedingt wird bei der CI die Konsistenz durch eine konservative Schätzung erkauft. Dies führt dazu, dass das Fusionsergebnis bei manchen Konstellationen der zu fusionierenden Zustände eine höhere Unsicherheit aufweisen kann als vor der Fusion [TBC10]. Damit ist es möglich, dass bei der Fusion zweier Quellen sich durch die Anwendung der I-FCI oder der IT-FCI gegenüber der informativeren der beiden Quellen für einen Teilzustand kein Informationsgewinn sondern ein Informationsverlust ergibt. Dieser Effekt ist für die I-FCI und die IT-FCI für die ausgewerteten Sequenzen des Szenarios Linksabbiegen mit Gegenverkehr in der Abbildung 7.19 dargestellt. In der Abbildung 7.19 ist die Verteilung der Verhältnisse der Kennwerte der fusionierten Daten über den jeweils besten Kennwerten der Einzelquellen aufgetragen. Die Kennwerte sind der RMSE (siehe Anhang A.1) der einzelnen Zustandsgrößen $[r_x, r_y, v_x, v_y, \Psi]$, der Common-RMSE $[c]$, der über den kompletten Zustand berechnet wird, und die mit den Fusionsmethoden geschätzten Standardabweichungen der Zustandsgrößen $[\sigma r_x, \sigma r_y, \sigma v_x, \sigma v_y, \sigma\Psi]$. Bei einem Verhältnis eines RMSE-Wertes größer als eins ist der Schätzfehler des Fusionsergebnisses größer als der der informativeren Quelle, beim Verhältnis der Standardabweichung die Unsicherheit. Bei der I-FCI(PI) und der IT-FCI liegen die Verhältnisse der Kennwerte in guter Näherung bei eins. Durch die Fusion mit den beiden Methoden entsteht somit im untersuchten Szenario kein gravierender Informationsverlust gegenüber der besten Informationsquelle. Damit sind die I-FCI(PI) und die IT-FCI im untersuchten Szenario einsetzbar. Hinsichtlich des Schätzfehlers der Geschwindigkeit ist das Fusionsergebnis sogar besser als die informativere Quelle. Bei der I-FCI und der IT-FCI(PI) fällt das Fusionsergebnis bei einigen der Kennwerte um den Faktor zwei, in manchen Fällen auch um größere Faktoren höher aus als bei der besten Quelle. Damit sind diese beiden Varianten für das untersuchte Szenario nicht geeignet.

Ein Informationsgewinn im Sinne von konsistenten Fusionsergebnissen, die eine geringere Unsicherheit aufweisen als die sicherste Quelle, wird durch das hier realisierte System zur fahrzeugübergreifenden Informationsfusion nicht erreicht. Der Informationsgewinn liegt darin, dem Ergebnis der jeweils besten Quelle möglichst nahe zu kommen. Das Erreichen einer geringeren Unsicherheit durch die Fusion sollte aus Anwendungssicht nicht erforderlich sein, da bereits Daten aus nur einer Quelle die Anwendungsanforderungen erfüllen müssen.



(a) I-FCI.

(b) I-FCI (PI).

(c) IT-FCI.

(d) IT-FCI (PI).

Abbildung 7.19: Relativer Informationsgewinn durch die Fusion gegenüber der Quelle mit dem höheren Informationsgehalt in der Sensor-2-Global Konfiguration. (Werte < 1 entsprechen einem Gewinn, Werte > 1 einem Verlust.)

7.5 Anwendungsbeispiel Kreuzungsassistenz

Im Projekt Ko-PER wurde ein prototypisches Kreuzungsassistenzsystem auf Basis kooperativer Perzeption zur Generierung frühzeitiger informativer Warnungen in Verdeckungssituationen entwickelt. In diesem System wurde das in dieser Arbeit entwickelte fahrzeugübergreifende Informationsfusionssystem eingesetzt. In der Abbildung 7.20 ist exemplarisch eine frühzeitige Warnung im Szenario Linksabbiegen mit Gegenverkehr dargestellt, die auf Basis der Ergebnisse der fahrzeugübergreifenden Informationsfusion generiert wurde.



Abbildung 7.20: Prototyp des MMI im Versuchsträger des driveU, vor (links) und nach (rechts) dem Warnzeitpunkt. Der Konfliktpartner ist zum Warnzeitpunkt nicht sichtbar und im rechten Bild zur besseren Sichtbarkeit manuell markiert. Die Positionen der Fahrzeuge in der Kreuzung zum Warnzeitpunkt sind in der Abbildung 7.24 dargestellt.

Das entwickelte Kreuzungsassistenzsystem wurde in [SWP+14] vorgestellt und evaluiert. Die Evaluierung des Gesamtsystems dient zum indirekten Nachweis der Eignung des realisierten fahrzeugübergreifenden Informationssystems als Informationsbasis für die Anwendung Kreuzungsassistenz.

Im Folgenden wird in Abschnitt 7.5.1 die realisierte Systemarchitektur zur Kreuzungsassistenz erläutert. In Abschnitt 7.5.2 wird das Situationsanalysemodul beschrieben. Es wird in dieser Arbeit als Black-Box zur Evaluierung des Gesamtsystems in den Abschnitten 7.5.4 und 7.5.5 genutzt. Die Entwicklung des Situationsanalysemoduls ist nicht Gegenstand dieser Arbeit. Bei der Evaluierung des Kreuzungsassistenzssystems werden zwei Aspekte beleuchtet, die Erreichbarkeit des optimalen Warnzeitpunktes in Abschnitt 7.5.4 und die Anfälligkeit für Falschalarme in Abschnitt 7.5.5.

7.5.1 Realisierte Systemarchitektur

Die Struktur des Gesamtsystems zur Kreuzungsassistenz ist in der Abbildung 7.21 dargestellt. Es lässt sich in die Teilmodule kooperative Perzeption und Assistenz unterteilen. Im Teilmodul kooperative Perzeption dient eine beliebige Anzahl von

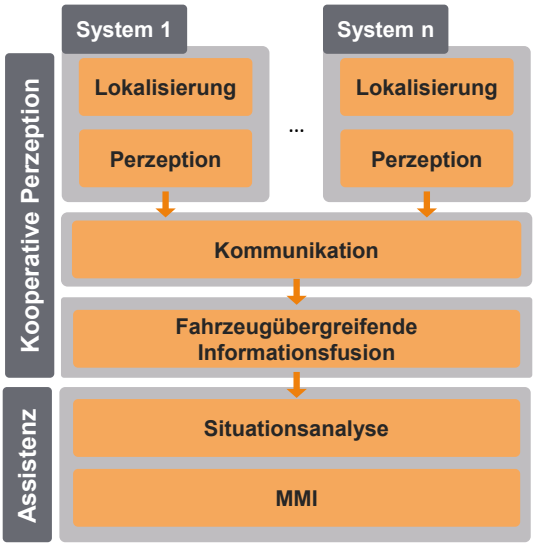


Abbildung 7.21: Schema der prototypischen kooperativen Assistenz.

Systemen, Fahrzeugen oder Kreuzungen als Informationsquellen. In jedem System werden die Ergebnisse der Lokalisierung und der Perzeption zeitlich angeglichen, in einer Kommunikationsnachricht zusammengefasst und im Broadcast kommuniziert. Ein Fahrzeug, das mit einem kooperativen Perzeptionssystem ausgestattet ist, empfängt die Nachrichten benachbarter Systeme und fusioniert die Information im fahrzeugübergreifenden Informationsfusionsmodul. Letzteres generiert ein gegenüber der lokalen Perzeption erweitertes Umfeldmodell. Im Teilmodul Assistenz wird anhand des erweiterten Umfeldmodells von einem Situationsanalysemodul bewertet, ob hinsichtlich der erfassten anderen Verkehrsteilnehmer und dem Eigenfahrzeug ein Konflikt besteht. Tritt eine kritische Situation auf, so wird eine Warnung generiert und im Mensch Maschine Interface (MMI) dargestellt. Die Realisierung des kooperativen Kreuzungsassistenzsystems wurde von mehreren Fahrsimulatorstudien begleitet. Es wurde gezeigt, dass in Situationen, in denen der Konfliktpartner für den Fahrer nicht sichtbar ist, Unterstützungsbedarf besteht [NGN15]. Mit einer Realisierung der Assistenzfunktion im Simulator konnte weiterhin gezeigt werden, dass durch Ausgabe

einer frühzeitigen Warnung[4] die Anzahl der kritischen Situationen deutlich gesenkt werden kann [NGN13b]. Die Funktion wurde von den Probanden mehrheitlich positiv bewertet. Innerhalb der Studie wurde auch der optimale Zeitpunkt zur Generierung des Warnsignals ermittelt [NGN12], [NGN13a], [NN14]. Der optimale Warnzeitpunkt liegt bei 2 s vor dem letztmöglichen Bremszeitpunkt des Eigenfahrzeugs. Aufbauend auf diesen Ergebnissen wurde ein Situationsanalysemodul zur Generierung derartiger Warnungen entwickelt [WB12], [WSP+13], [PDK+13].

7.5.2 Situationsanalyse

Das Situationsanalysemodul nutzt die Ergebnisse des im Rahmen dieser Arbeit entwickelten fahrzeugübergreifenden Informationsfusionsmoduls und eine detaillierte digitale Karte. Das Situationsanalysemodul wird in dieser Arbeit als Black Box verwendet, um die Realisierbarkeit des optimalen Warnzeitpunktes auf Basis der erreichten Datengüte der fahrzeugübergeifenden Informationsfusion zu untersuchen.

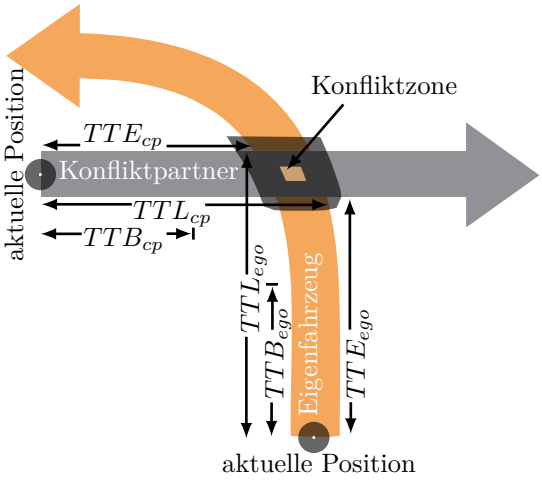


Abbildung 7.22: In der Situationsanalyse genutzte Zeiten.

Mit Hilfe einer kartengestützten Langzeitprädiktion werden die Trajektorien aller im Umfeldmodell der fahrzeugübergreifenden Informationsfusion enthaltenen Objekte prädiziert [PDK+13]. Anschließend werden paarweise die in der Abbildung 7.22 dargestellten Zeiten berechnet. Die Berechnung der Zeitmaße kann den folgenden Veröffentlichungen entnommen werden: [TDG11], [HKS05], [HSK06], [Kas13].

[4] engl. *advisory warning*

Relevant sind die Time To Enter (TTE) und Time To Leave (TTL), die in die Berechnung der Kollisionswahrscheinlichkeit einer Situation eingehen. Die Kollisionswahrscheinlichkeit wird mit Hilfe eines objektorientierten Bayes-Netzes berechnet [WB12], [WSP+13]. Die Time To Brake (TTB) des Eigenfahrzeugs wird zur Auslösung der frühzeitigen Warnung bei gegebener Kritikalität und Unterschreiten der in der Simulatorstudie ermittelten optimalen Warnzeit von 2 s zum letztmöglichen Bremszeitpunkt benötigt. Die Hypothesen, die jeweils die Kollisionswahrscheinlichkeit des Eigenfahrzeug mit einem der Objekte beschreiben, werden zur Minimierung des Rechenaufwandes geeignet eingegrenzt. Aus den berechneten Zeiten wird anschließend in einem objektorientierten Bayes-Netz eine Kollisionswahrscheinlichkeit berechnet. Diese ist abhängig von den Zeitfenstern in denen das Eigenfahrzeug und ein Konfliktpartner die Konfliktzone belegen (siehe Abbildung 7.23).

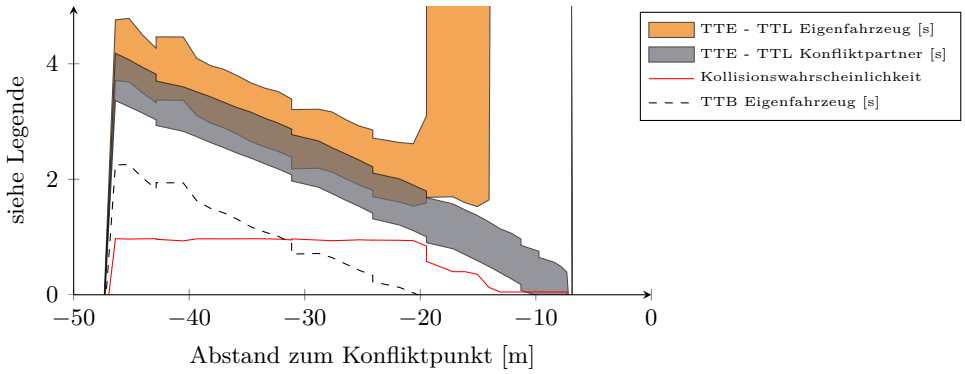


Abbildung 7.23: Eigenfahrzeug.

Seitens der Situationsanalyse bestehen einige Anforderungen an das Umfeldmodell, die bei der Entwicklung des fahrzeugübergreifenden Informationsfusionssystems berücksichtigt wurden. Für die Langzeitprädiktion ist eine ausreichend hohe Aktualisierungsrate des erweiterten Umfeldmodells notwendig. Diese wurde analog zur Kommunikationsrate zu 10Hz gewählt. Im Rahmen der Langzeitprädiktion erfolgt eine Spurzuordnung der Objekte in der digitalen Karte. Hierdurch wird implizit das beabsichtigte Manöver des Fahrers detektiert. Der Positionsfehler der Objekte im Fusionskoordinatensystem darf daher nicht beliebig groß sein, um Falsch- und Fehlwarnungen zu vermeiden. Als Grenzwert wird ein Positionsfehler kleiner einer halben Spurbreite festgelegt. Weiterhin benötigt die Situationsanalyse eine eindeutige ID für jedes Objekt, um den Zusammenhang zwischen der Information aus aufeinanderfolgenden Zeitschritten herstellen zu können.

7.5.3 Datenbasis und Referenz

Zur Untersuchung der Erreichbarkeit des optimalen Warnzeitpunktes wurden fünf Sequenzen aus dem Fahrsimulator genutzt, um die Geschwindigkeitsortsprofile des Eigenfahrzeuges als Prior für den Fahrversuch zu generieren. Im Fahrversuch wurden insgesamt 20 Sequenzen eingefahren, von denen 18 für die Evaluierung genutzt werden konnten. Bei den zwei nicht genutzten Sequenzen war die Referenzdatenqualität des Eigenfahrzeugs nicht ausreichend, da durch einen temporär degradierten GNSS-Empfang größere Positionssprünge im Meterbereich auftraten. Der Datensatz ist mit dem identisch, der in Abschnitt 7.4 zur Evaluierung der Fusion genutzt wurde. Da hier nur Referenzdaten des Eigenfahrzeuges benötigt wurden, um eine Referenz für den optimalen Warnzeitpunkt zu berechnen, konnte ein größerer Anteil der Daten genutzt werden. Zur Untersuchung der Anfälligkeit des Systems für Falschalarme wurden aus einer Sequenz des Kreuzungsperzeptionssystems 22 Trajektorien von Objekten extrahiert, die an die Kreuzung auf der Linksabbiegerspur herangefahren sind.

7.5.4 Erreichbarkeit des optimalen Warnzeitpunktes

Die Ausgabe einer Warnung mit möglichst geringem zeitlichen Fehler gegenüber dem optimalen Warnzeitpunkt ist wichtig für eine effektive Fahrerunterstützung. Eine zu frühe Warnung trägt nicht zur Steigerung der Wirksamkeit [BBD+14] bei und erhöht die Wahrscheinlichkeit für Falschalarme. Eine verspätete Warnung lässt dem Fahrer weniger Zeit, selbsttätig einen Unfall durch einen Bremseingriff zu verhindern. Dies vermindert die Wirksamkeit der frühzeitigen Warnung [BBD+14] und reduziert den Fahrkomfort, wenn ein automatisches Notbremsmanöver zur Entschärfung einer kritischen Situation ausgelöst wird.

Die Erreichbarkeit des optimalen Warnzeitpunktes wurde anhand des Szenarios Linksabbiegen mit Gegenverkehr evaluiert (siehe Abbildung 7.24). Im Eigenfahrzeug wurden Daten des Kreuzungsperzeptionssystems und Daten eines dem Konfliktpartner folgenden perzeptionsfähigen Fahrzeugs empfangen. Die empfangenen Daten wurden mit dem in Kapitel 6 beschriebenen fahrzeugübergreifenden Informationsfusionssystem fusioniert. Die fusionierten Daten wurden anschließend mit dem Situationsanalysemodul verarbeitet. Zusätzlich wurden Referenzdaten vom Eigenfahrzeug und vom Konfliktpartner aufgezeichnet. Vom Situationsanalysemodul ausgegebene Warnungen wurden mit einem UTC-Zeitstempel des Ausgabezeitpunktes der Warnung geloggt, um einen Vergleich mit dem auf Basis der Referenzdaten berechneten Warnzeitpunkt vorzunehmen. Der Referenzwarnzeitpunkt wurde aus der Geschwindigkeit und dem Abstand des Eigenfahrzeuges zum Konfliktpunkt berechnet. Als

Konfliktpunkt wurde das Zentrum der in der Abbildung 7.23 dargestellten Konfliktzone gewählt. Zum Warnzeitpunkt kann der Konfliktpunkt durch den Schnittpunkt der Spurmittellinien der digitalen Karte approximiert werden (siehe Abbildung 7.24).

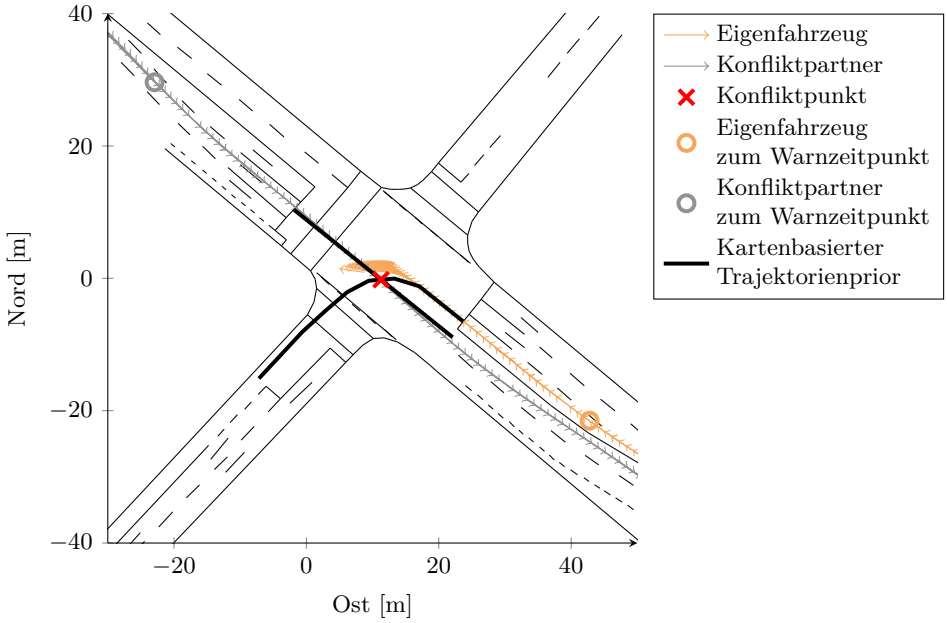


Abbildung 7.24: Szenario Linksabbiegen mit Gegenverkehr.

Das Situationsanalysemodul wurde entsprechend der Ergebnisse einer Probandenstudie im Verkehrssimulator parametriert, um in Konfliktsituationen zum ermittelten optimalen Warnzeitpunkt Warnsignale zu erzeugen [SWP+14]. Für den Nachweis, dass sich das realisierte Prototypensystem aus Fahrersicht vergleichbar zum Verkehrssimulator verhält, sind Datensätze aus dem Simulator und dem Prototypensystem erforderlich. Hierfür wurden im Vorfeld der Datenerhebung im Simulator Beispiele kritischer Situationen eingefahren, die als Vorlage für die Versuchsfahrten genutzt wurden [SWP+14]. Die Geschwindigkeit des Eigenfahrzeuges aus den Simulatordaten wurde hierfür über dessen Abstand zum Konfliktpunkt aufgetragen (siehe Abbildung 7.25a). Die aus den Simulatordaten generierten Geschwindigkeit-Orts-Profile[5] konnten mit dem Versuchsträger an der Kreuzung in Aschaffenburg nachgefahren werden[6]

[5] Im Simulator wurden insgesamt fünf Sequenzen aufgezeichnet.
[6] Im Fahrversuch wurden insgesamt 18 Sequenzen aufgezeichnet, deren Referenzdaten für eine Auswertung geeignet sind.

	Mittelwert TTC	Varianz TTC	Mittelwert TTB	Varianz TTB
Fahrsimulator	2,93s	0,01s	2,00s	0,01s
prototypisches System	2,96s	0,05s	1,88s	0,05s

Tabelle 7.2: Mittelwert und Varianz der realisierten Warnzeiten ohne Ausreißer ($r_w < -25m$).

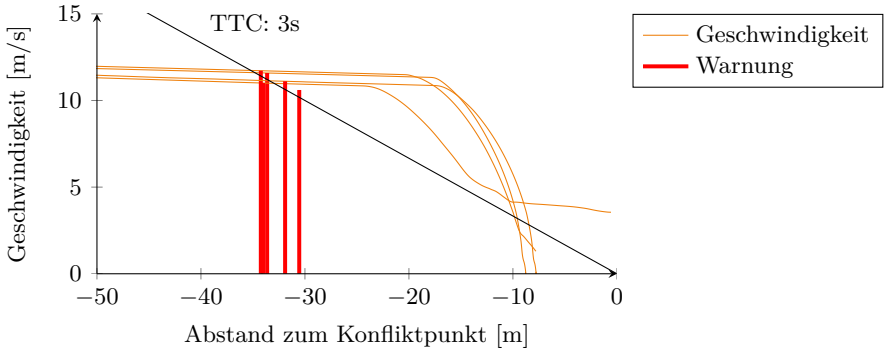
(siehe Abbildung 7.26a). Der Konfliktpartner fuhr bei der Datenerhebung mit einer konstanten Geschwindigkeit von 50 km/h. Durch ein synchronisiertes Losfahren der Versuchsträger konnte im Mittel eine synchrone Annäherung der Fahrzeuge an den Konfliktpunkt realisiert werden (siehe Abbildung 7.26b).

Im Simulator wird das Konfliktfahrzeug aus dem Stand in Bewegung versetzt, wenn das Eigenfahrzeug eine Positionsmarke passiert. Die Positionsmarke wird bei einer Geschwindigkeit von 50 km/h des Eigenfahrzeuges erst nach dem optimalen Warnzeitpunkt in einer Entfernung von etwa 15 m zum Konfliktpunkt passiert. Dies erklärt die Unterschiede in den Abbildungen 7.25b und 7.26b. Die Warnung im Simulator wird auf eine TTC von 3 s des Eigenfahrzeugs ausgegeben. Daher sind zur Orientierung in den Abbildungen 7.25a und 7.26a die TTC-Schwellen von 3 s bei 50 km/h eingezeichnet.

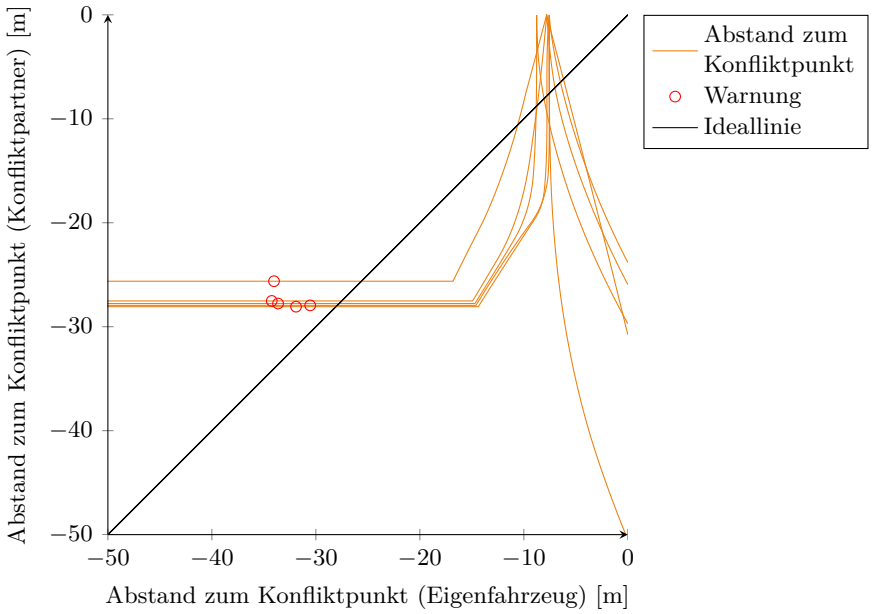
Aus der Abbildung 7.26a lässt sich ablesen, dass mit Ausnahme von einigen Ausreißern die Warnungen im Bereich des optimalen Warnzeitpunktes ausgegeben wurden. Die Ausreißer lassen sich anhand der Synchronität von Eigenfahrzeug und Konfliktpartner erklären, siehe Abbildung 7.26b. Den Ausreißern ist gemein, dass das Eigenfahrzeug zum Warnzeitpunkt ohne Änderung der Geschwindigkeit die Konfliktzone vor dem Konfliktpartner kollisionsfrei passiert hätte. Die Warnungen werden verspätet ausgelöst, weil sich die Geschwindigkeit des Eigenfahrzeugs während des Bremsvorgangs verringert und so die Situation unter der Annahme einer konstanten Geschwindigkeit des Eigenfahrzeugs zu einer Kollision geführt hätte.

Die Tabelle 7.2 zeigt die Mittelwerte und Varianzen der realisierten TTC und TTB im prototypischen Kreuzungsassistenzsystem und dem Fahrsimulator. Die resultierende mittlere TTB ist konsistent mit dem maximal möglichen Zeitfehler in der Größenordnung von zwei Kommunikationsintervallen von 100 ms. Die durchschnittliche Latenz, um die Warnung im prototypischen System (25 ms) und im Simulator (10 ms) auszugeben, wurde hierbei vernachlässigt.

Zur Lokalisierung des Eigenfahrzeuges wurde ein Referenzsystem eingesetzt. Zeitliche Fehler bei der Ausgabe einer Warnung, die durch Lokalisierungsfehler verursacht

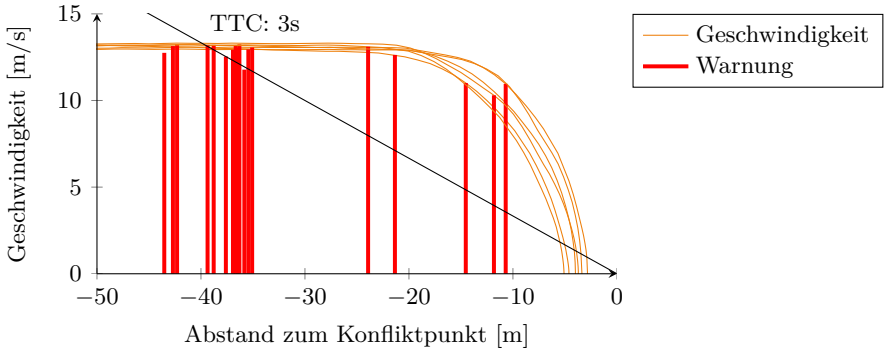


(a) Eigenfahrzeug: Die Warnzeitpunkte sind mit senkrechten Linien (rot) markiert. Mit dem Schnittpunkt der TTC-Linie (schwarz) und diesen Linien lässt sich mit den Geschwindigkeits-Abstandskurven (orange) ablesen, ob Warnungen rechtzeitig ausgelöst wurden. Über den Abstand zum Konfliktpunkt lässt sich die Ursache einer zu späten Warnung mit Hilfe des Synchronitätsplots in der Abbildung 7.25b eingrenzen.

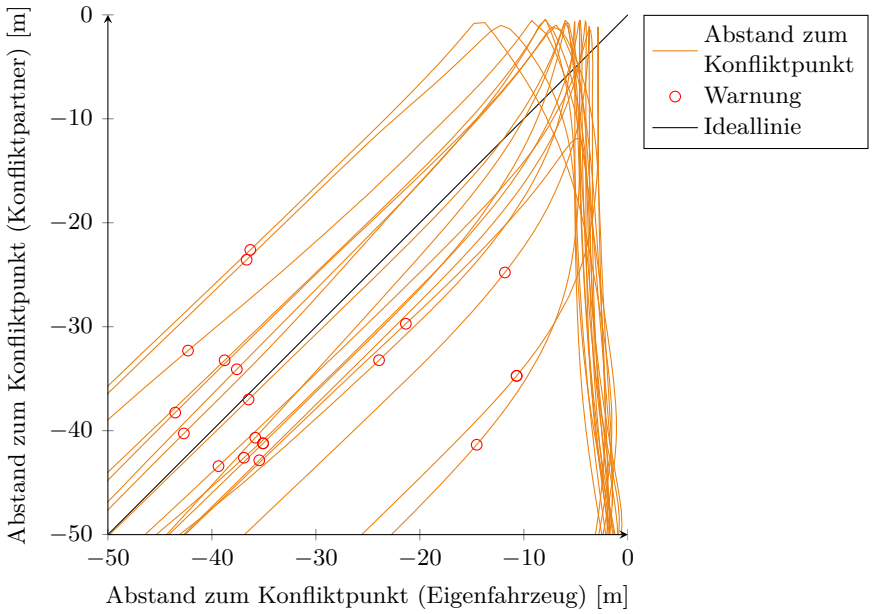


(b) Synchronität: Eigenfahrzeug und Konfliktpartner fahren im Idealfall mit gleicher Geschwindigkeit (50 km/h) mit identischen Abstand zum Konfliktpunkt auf diesen zu. Anhand der Ideallinie (schwarz) lässt sich ablesen, ob der Konfliktpartner oder das Eigenfahrzeug den Konfliktpunkt früher passiert.

Abbildung 7.25: Fahrsimulator.



(a) Eigenfahrzeug: Die Warnzeitpunkte sind mit senkrechten Linien (rot) markiert. Mit dem Schnittpunkt der TTC-Linie (schwarz) und diesen Linien lässt sich mit den Geschwindigkeits-Abstandskurven (orange) ablesen, ob Warnungen rechtzeitig ausgelöst wurden. Über den Abstand zum Konfliktpunkt lässt sich die Ursache einer zu späten Warnung mit Hilfe des Synchronitätsplots in der Abbildung 7.26b eingrenzen.



(b) Synchronität: Eigenfahrzeug und Konfliktpartner fahren im Idealfall mit gleicher Geschwindigkeit (50 km/h) mit identischen Abstand zum Konfliktpunkt auf diesen zu. Anhand der Ideallinie (schwarz) lässt sich ablesen, ob der Konfliktpartner oder das Eigenfahrzeug den Konfliktpunkt früher passiert.

Abbildung 7.26: Prototypisches kooperatives Kreuzungsassistenzsystem.

wurden, sind somit vernachlässigbar. In der Abbildung 7.27 ist für verschiedene Geschwindigkeiten der durch einen Lokalisierungsfehler in Bewegungsrichtung des Eigenfahrzeuges verursachte zeitliche Fehler bei der Ausgabe einer Warnung aufgetragen. Der zeitliche Fehler nimmt mit steigender Geschwindigkeit ab. Bei einem Lokalisierungsfehler im Bereich von 1 m liegt der zeitliche Fehler in der Größenordung der Kommunikationszykluszeit und kann vernachlässigt werden. Bei Geschwindigkeiten oberhalb von 30 km/h liegt der Zeitpunkt der Warnung bis zu einem Lokalisierungsfehler von rund 4 m innerhalb des gewünschten Zeitfensters. Da die Grenzen zur Gewährleistung einer sicheren Spurassoziation und einer sicheren Assoziation für die Fusion niedriger liegen, spielt der Einfluss des Lokalisierungsfehlers des Eigenfahrzeuges auf die Erreichbarkeit des optimalen Warnzeitpunktes somit eine untergeordnete Rolle.

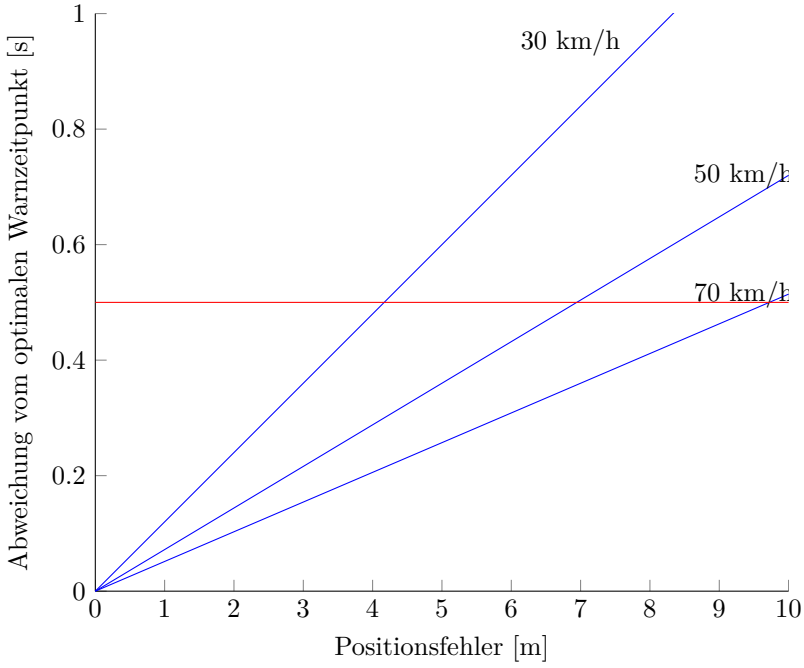


Abbildung 7.27: Durch einen Lokalisierungsfehler in Fahrzeugbewegungsrichtung verursachter zeitlicher Fehler bei der Ausgabe einer Warnung für verschiedene Geschwindigkeiten. Die maximal tolerierbare Abweichung von 0,5 s ist durch eine rote Linie gekennzeichnet.

7.5.5 Anfälligkeit des Systems für Falschalarme

Falschalarme wirken sich negativ auf die Fahrerakzeptanz aus und können vereinzelt die Wirksamkeit der Kreuzungsassistenz mindern [BBD+14, S.133ff]. Da die Funktion insbesondere Szenarien adressiert, in denen der Konfliktpartner für den Fahrer nicht sichtbar ist, kann ihm die Möglichkeit fehlen, die Warnung im Zeitfenster bis zur notwendigen Reaktion zu plausibilisieren.

Die Time To Brake (TTB) ist, bei gegebener korrekter Detektion einer drohenden Kollision, die entscheidende Größe hinsichtlich der Auslösung einer Warnung im realisierten Kreuzungsassistenzsystem. Für die Berechnung der TTB wird ein Prior für die als konstant angenommene Verzögerung benötigt. Bei der Parametrierung dieses Wertes muss ein Kompromiss zwischen einer noch möglichen komfortablen Bremsung und der zu erwartenden Falschalarmrate gefunden werden. In dem hier betrachteten Szenario und der gegebenen Kreuzungstopologie wurde ein Verzögerungswert von $6\,\mathrm{m/s^2}$ zur Berechnung der TTB verwendet. Um die Häufigkeit von Falschalarmen abzuschätzen, wurden Perzeptionsergebnisse des Kreuzungsperzeptionssystems von realen Verkehrsteilnehmern in die Datenstruktur des Eigenfahrzeuges konvertiert und mit dem Situationsanalysemodul prozessiert. Den Daten wurde zusätzlich ein virtuelles Fahrzeug hinzugefügt, das die Belegung der Konfliktzone zu jedem Zeitschritt sicherstellt. Die Abbildung 7.28 zeigt das Ergebnis der Auswertung. Mit Ausnahme

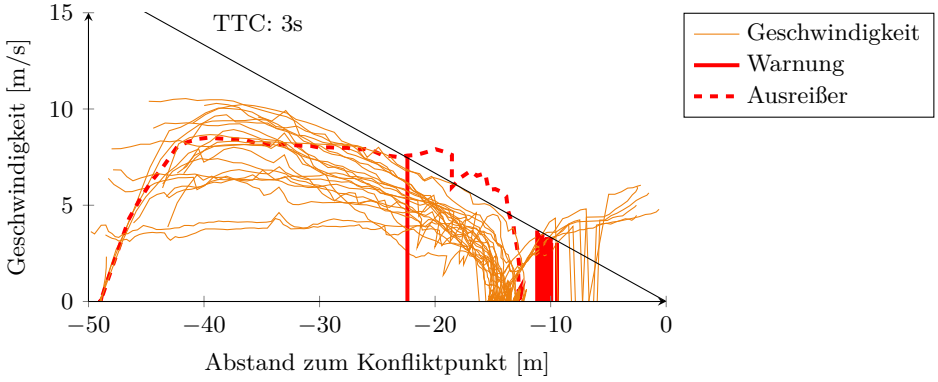


Abbildung 7.28: Daten des Kreuzungsperzeptionssystems von Normalverkehr.

eines im Verhältnis zur Geschwindigkeit spät bremsenden Fahrzeuges wurde keine Warnung bei Anfahrt an die Kreuzung ausgelöst. Die Warnungen bei der Anfahrt des Eigenfahrzeuges (bei $-10\,\mathrm{m}$) sind aufgrund des virtuellen Konfliktpartners, der die Warnbedingung erfüllt, plausibel.

7.6 Informationsgewinn durch Kommunikation

Ein Informationsgewinn durch Kommunikation wird dadurch erzielt, dass für eine Funktion relevante Information, früher oder in besserer Qualität von einer externen Quelle bereitgestellt wird, als sie lokal verfügbar ist. Die Qualität der Information ist von der Kommunikation unabhängig, da diese primär von den Sensoren in Sender und Empfänger bestimmt wird. Daher ist die Kommunikationsreichweite der wesentliche Einflussfaktor auf einen erzielbaren Informationsgewinn, sofern die Kommunikationslatenz als vernachlässigbar betrachtet werden kann. Die Sendereichweite der Kreuzungskommunikationseinheit wurde in [BBD+14] für die Kreuzung in Aschaffenburg evaluiert. Bis zu einer Reichweite von 300 m lag die Paketfehlerrate unter 10%. Im relevanten Bereich für die kooperative Kreuzungsassistenz konnten keine Paketverluste beobachtet werden. Die für die kooperative Kreuzungsassistenz benötigte Information über potentielle Konfliktpartner ist daher in ausreichendem Umfang über das Kreuzungsperzeptionssystem verfügbar.

Da die kooperative Kreuzungsassistenz auch an Kreuzungen ohne Kreuzungsperzeption funktionieren soll, wird hier ergänzend die direkte Kommunikation zwischen zwei Fahrzeugen im Szenario Kreuzen an den Kreuzungen in Aschaffenburg und Ulm betrachtet. Die Sichtverdeckung und auch die Störung des Kommunikationskanals durch die vorhandenen Gebäude sind in den erhobenen Datensätzen in diesem Szenario am stärksten ausgeprägt. Der Einfachheit halber wird nur der Fall betrachtet, dass der Sender die Rolle des Konfliktpartners einnimmt. Der Sender kann aber auch ein Fahrzeug sein, das dem Konfliktpartner folgt, entgegenkommt oder vorausfährt und die für die Kreuzungsassistenz benötigte Information über den Konfliktpartner als Perzeptionsergebnis liefert. In den letzten beiden Fällen ist eine Erhöhung der Funktionsverfügbarkeit im Szenario Kreuzen möglich. Der Fokus dieses Abschnittes liegt auf der Ermittlung qualitativer Systemgrenzen, daher wird ein möglicher Funktionsverfügbarkeitsgewinn in den weiteren aufgeführten Konstellationen nicht betrachtet. Im Szenario Kreuzen soll eine Warnung während der Anfahrt des Eigenfahrzeugs an die Kreuzung unter der Annahme erfolgen, dass der Fahrer beabsichtigt, die Kreuzung ungebremst zu queren. Wird ein Geschwindigkeitsbereich zwischen 30 km/h und 70 km/h für das Eigenfahrzeuges angenommen, muss die Warnung bei einer Warnschwelle von $TTB = 2\,\mathrm{s}$ und einer angenommenen Verzögerung von $6\,\mathrm{m/s^2}$ in einem Abstand zwischen 22,5 m und 70,4 m vom Konfliktpunkt erfolgen, siehe Abbildung 7.29. Um eine Warnung zum optimalen Warnzeitpunkt absetzen zu können, muss der dynamische Zustand des Konfliktpartners vor Eintritt des Eigenfahrzeuges in die Warnzone bekannt sein. Damit müssen vor Eintritt in die Warnzone Nachrichten des Konfliktpartners oder alternativ von einem anderen perzeptionsfähigen Fahrzeug, welches den Konfliktpartner erfasst, vom Eigenfahrzeug empfangen werden.

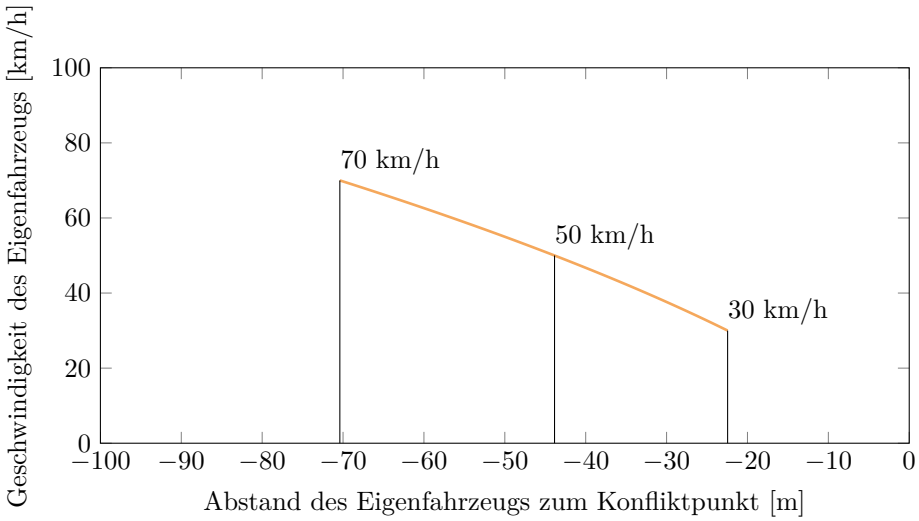


Abbildung 7.29: Räumliche Warnzone vor einem Konfliktpunkt im Stadtverkehr bei einer Warnung zum optimalen Warnzeitpunkt.

7.6.1 Datenbasis und Referenz

Für die Betrachtung der rechtzeitigen Verfügbarkeit der Information werden aus den verfügbaren Sequenzen zum Szenario Kreuzen für alle Zeitpunkte, an denen im Eigenfahrzeug zum ersten Mal eine Nachricht von einem anderen Fahrzeug empfangen wurde, die Abstandspaare von Sender und Empfänger zum Konfliktpunkt ermittelt. Hierfür wurden insgesamt 29 an der Kreuzung in Aschaffenburg aufgezeichnete Sequenzen ausgewertet. Die Sequenzen stammen aus allen beteiligten Fahrzeugen. Aus den Sequenzen ließen sich so insgesamt 58 Abstandspaare ermitteln. An der Kreuzung in Ulm wurden 15 Sequenzen von einem Fahrzeug aufgezeichnet. Hier konnten 15 Abstandspaare ermittelt werden, da nur zwei Fahrzeuge beteiligt waren. Die Berechnung des Abstands zum Konfliktpunkt erfolgten mit der Gleichung (2.49) aus Kapitel 2.2.6. Hierbei wird vereinfachend angenommen, dass die Trajektorien der Fahrzeuge zwischen ihren aktuellen Positionen und dem Konfliktpunkt keine Krümmung aufweisen.

Weiterhin wird mit Hilfe einer Kreuzungskarte die Sichtbarkeit des Konfliktpartners aus Sicht des Eigenfahrzeuges durch eine Simulation ermittelt. In der Simulation wird für das Eigenfahrzeug ein Sichtfeld mit einem Öffnungswinkel von 180° und eine Perzeptionsreichweite von 100 m angenommen. Eine für die Simulation erforderliche digitale Karte der sichtverdeckenden Randbebauung wurde auf Basis von RTK-

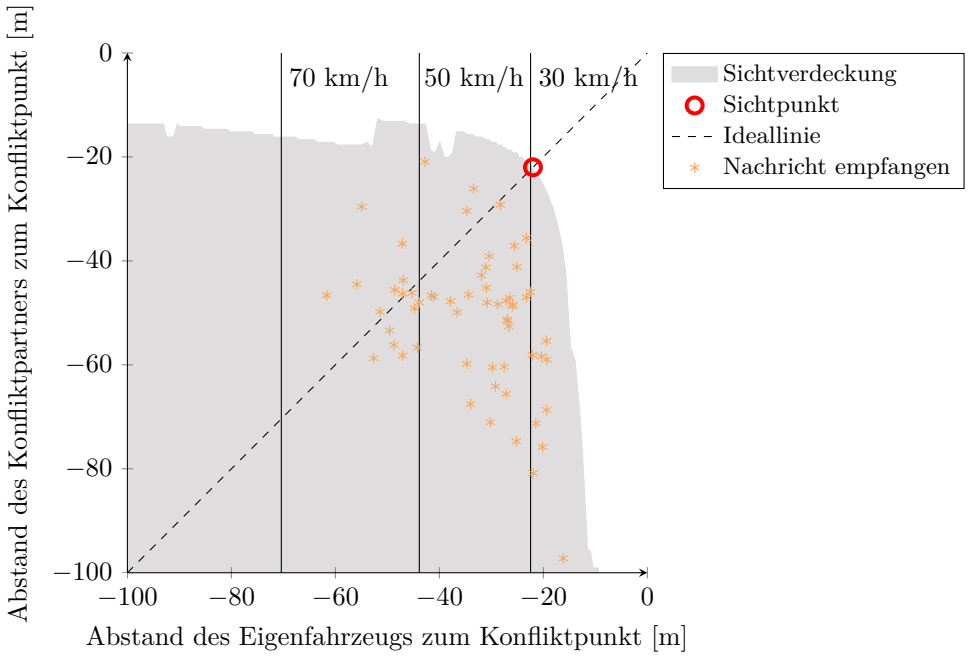


Abbildung 7.30: Verfügbarkeit von Information anderer Fahrzeuge im Szenario Kreuzen im Eigenfahrzeug an der öffentlichen Kreuzung in Aschaffenburg.

GPS und Laserscannerrohdaten für beide Kreuzungen erzeugt. Mit Hilfe von RTK-GPS-Trajektorien des Eigenfahrzeuges und des Konfliktpartners wurde für jede Positionskombination die Sichtbarkeit geprüft. Die Sichtbarkeitsprüfung erfolgt durch Schnitt des Perzeptionsfeldes des Eigenfahrzeuges mit der digitalen Karte der sichtverdeckenden Randbebauung und anschließender Prüfung, ob die Fahrzeugkontur des Konfliktpartners das beschnittene Perzeptionsfeld des Eigenfahrzeugs schneidet. Die Positionskombinationen, in denen keine Sichtverbindung möglich ist, ist in den Grafiken 7.30 und 7.33 in der Farbe grau hinterlegt.

Aus der Abbildung 7.30 lässt sich ein Kennwert für die Sichtbarkeit des Konfliktpartners ablesen, der im Folgenden als Sichtpunkt bezeichnet wird. Als Kennwert wird hier der Schnittpunkt zwischen dem Sichtbarkeitsbereich und der Ideallinie von Eigenfahrzeug und Konfliktpartner herangezogen. Als Ideallinie wird hier die Winkelhalbierende zwischen x- und y-Achse der Abbildung 7.30 verstanden, auf der sich beide Fahrzeuge mit der gleichen Geschwindigkeit und mit dem gleichen Abstand

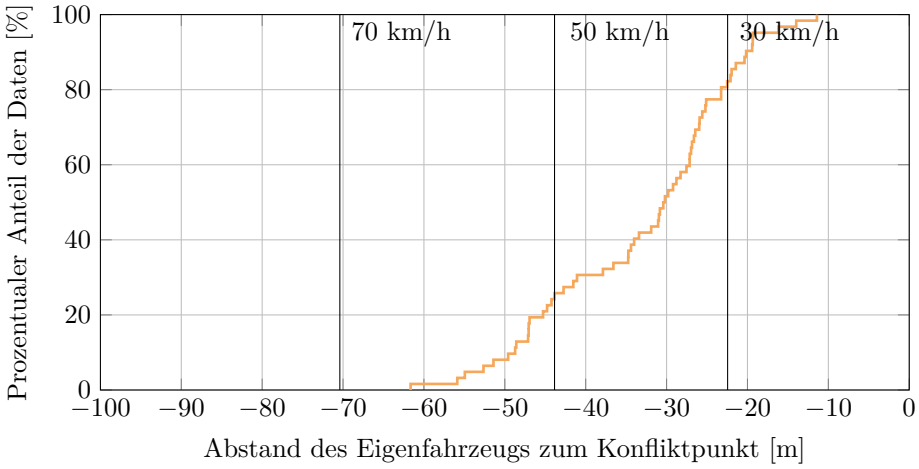


Abbildung 7.31: Kommunikationsreichweite im Szenario Kreuzen an der öffentlichen Kreuzung in Aschaffenburg.

auf den Konfliktpunkt zubewegen. Die tatsächliche Sichtbarkeit ist abhängig von der Zeitdifferenz, mit der beide Fahrzeuge den Konfliktpunkt passieren, und ihrer Differenzgeschwindigkeit. Ein Teil der Konfliktpartner wird relativ zum Zeitpunkt des Passierens des Sichtpunktes früher, ein Teil später sichtbar sein, je nachdem ob der Konfliktpartner oder das Eigenfahrzeug früher in die Konfliktzone eintritt. Es wird hier vereinfachend angenommen, dass im Mittel die Sichtbarkeit am Sichtpunkt gegeben ist.

7.6.2 Informationsgewinn mit Sichtverdeckung

Zunächst wird die Kreuzung in Aschaffenburg betrachtet. Die Abbildung 7.30 zeigt, bei welchen relativen Entfernungen des Eigenfahrzeuges und des Konfliktpartners zum Konfliktpunkt (dem Mittelpunkt der möglichen Aufprallzone, vgl. Abschnitt 7.5) die ersten Vehicle Cooperative Perception Message (vCPM)s von allen aus der Richtung des Konfliktpartners kommenden Fahrzeugen im Eigenfahrzeug empfangen wurden. Bei einer Annäherung entsprechend der geltenden Geschwindigkeitsbegrenzung von 50 km/h wurden vCPMs nur in rund einem Viertel der evaluierten Sequenzen rechtzeitig für eine optimale Warnung empfangen. Bei einer reduzierten Annäherungsgeschwindigkeit von 30 km/h wurden in etwas über achtzig Prozent der evaluierten Sequenzen vCPMs rechtzeitig für eine optimale Warnung empfangen.

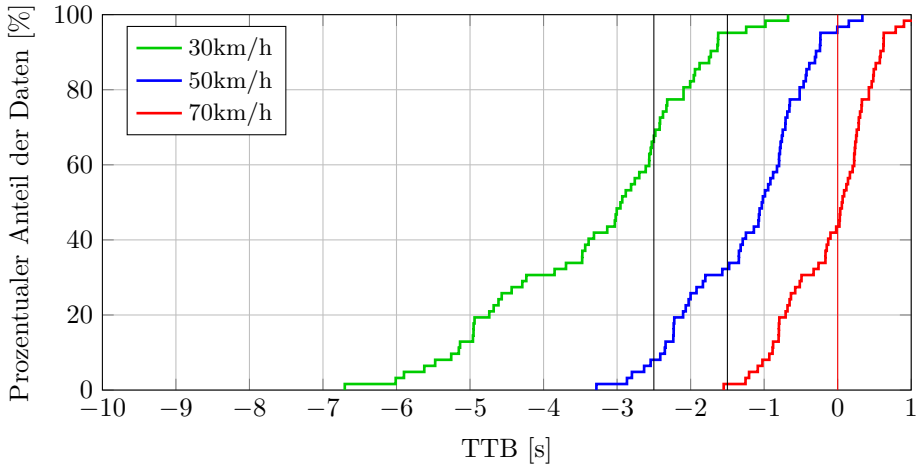


Abbildung 7.32: Verfügbarkeit von Information anderer Fahrzeuge im Szenario Kreuzen über der TTB des Eigenfahrzeug bei einer angenommenen Verzögerung von 6 m/s^2 an der öffentlichen Kreuzung in Aschaffenburg.

Nach der Abbildung 7.31 wurden vor Erreichen des Sichtpunktes in achtzig Prozent der Fälle vCPMs empfangen. In Abhängigkeit von der Geschwindigkeit des Eigenfahrzeuges ergeben sich hieraus unterschiedliche Zeitvorteile. Wieviel Zeit für eine Reaktion vor einer möglichen Kollision bei verschiedenen Geschwindigkeiten des Eigenfahrzeuges in den evaluierten Sequenzen bleibt, ist in der Abbildung 7.32 zu sehen. Zur Berechnung der Zeiten wurde die im Situationsanalysemodul zur Berechnung der TTB gewählte Verzögerung von 6 m/s^2 genutzt. Die senkrechten Linien bei einer TTB von 2,5 s und 1,5 s markieren den Akzeptanzbereich für eine frühzeitige Warnung. Ab einer TTB von 1,5 s wird eine Warnung für eine rechtzeitige Reaktion des Fahrers zur Unfallvermeidung als zu spät empfunden, siehe [NN14]. Zu diesem Zeitpunkt ist eine frühzeitige Warnung bei 30 km/h in über neunzig Prozent der Fälle möglich, bei 50 km/h in über dreißig Prozent und in weniger als fünf Prozent der Fälle bei 70 km/h.

Der Sichtpunkt liegt bei rund 20 m Entfernung des Eigenfahrzeuges zum Konfliktpunkt. Am Sichtpunkt sind in rund achtzig Prozent aller Fälle Daten per Kommunikation verfügbar. Hierüber lässt sich aus der Abbildung 7.30 ablesen, dass im Mittel bei 30 km/h eine Sichtverbindung zum optimalen Warnzeitpunkt besteht, bei 50 km/h mit einer Verzögerung von 1,5 s nach dem optimalen Warnzeitpunkt und bei 70 km/h 0,4 s nach dem letztmöglichen Bremszeitpunkt. Die Fortführung der Warnkaskade über einen Bremsassistenten bis zu einem autonomen Bremseingriff ist

daher im untersuchten Szenario mit und ohne Kommunikation notwendig, um bei der gegebenen Informationsbasis Unfälle in einem sinnvollen Umfang vermeiden zu können. Würden der frühzeitigen Warnung nachgelagerte Mechanismen greifen, z.B. noch bei einer Zeitreserve von 500 ms zum letztmöglichen Bremszeitpunkt, könnten bei einer Geschwindigkeit des Eigenfahrzeuges von 30 km/h alle Unfälle verhindert werden, bei 50 km/h achtzig Prozent und bei 70 km/h ca. dreißig Prozent. Durch die Kommunikation kann bei Geschwindigkeiten bis 50 km/h überwiegend früher und damit für die Insassen komfortabler reagiert werden. Bei einer Geschwindigkeit von 70 km/h kann ein Unfall nur durch die Kommunikation verhindert werden.

Das Beispiel der Kreuzung in Aschaffenburg zeigt, dass die V2V-Kommunikationsreichweite durch Bebauung stark eingeschränkt werden kann. Im untersuchten Fall ist durch die Kommunikation in 80% aller Fälle ein Informationsgewinn durch die Kommunikation erzielbar. Allerdings ist eine optimale Warnung nur selten möglich. Abhilfe schafft der Einsatz von Infrastrukturperzeptionssystemen, die durch optimierte Platzierung der Antennen der Kommunikationseinheit eine zuverlässige Informationsbasis bereitstellen können. Alternativ zu einem vollständigen Infrastrukturperzeptionssystem können als kostengünstigere Lösung reine Infrastrukturkommunikationseinheiten als Repeater eingesetzt werden. Das hier erarbeitete fahrzeugübergreifende Informationsfusionssystem müsste hierzu bei vom Repeater empfangenen Nachrichten vor der Verarbeitung prüfen, ob diese bereits direkt vom Sender empfangen wurden, und diese gegebenenfalls verwerfen. Die wesentliche Herausforderung bei einem Repeaterkonzept ist die intelligente Beschränkung der kommunizierten Information, um den Kommunikationskanal nicht zu überlasten.

7.6.3 Informationsgewinn ohne Sichtverdeckung

Nicht alle Kreuzungen besitzen eine stark ausgeprägte Randbebauung. An der Testkreuzung in Ulm ist der Abstand benachbarter Gebäude zur Straße z.B. größer als der an der Kreuzung in Aschaffenburg. Der Sichtpunkt liegt an der Testkreuzung in Ulm nach der Abbildung 7.33 bei knapp 40 m. Dies resultiert in einer erhöhten V2V-Kommunikationsreichweite (siehe Abbildung 7.34). Der optimale Warnpunkt liegt bei einer Geschwindigkeit von 50 km/h in der Größenordnung des Sichtpunktes. Bei einer Geschwindigkeit von 70 km/h liegt der optimale Warnpunkt bei knapp 70 m. Damit ergibt sich ein Informationsvorteil durch die Kommunikation für Geschwindigkeiten oberhalb von 50 km/h. In über neunzig Prozent der Fälle sind nach der Abbildung 7.34 Daten vor der optimalen Warnschwelle bei 70 km/h verfügbar. Durch die Kommunikation bestehen an der Ulmer Kreuzung daher keine Beschränkungen hinsichtlich der Verfügbarkeit der Kreuzungsassistenz. Für Kreuzungen im Überlandbereich mit vergleichbarer Randbebauung sind daher aus Sicht der Kommunikationsreichweite keine Infrastruktureinrichtungen erforderlich.

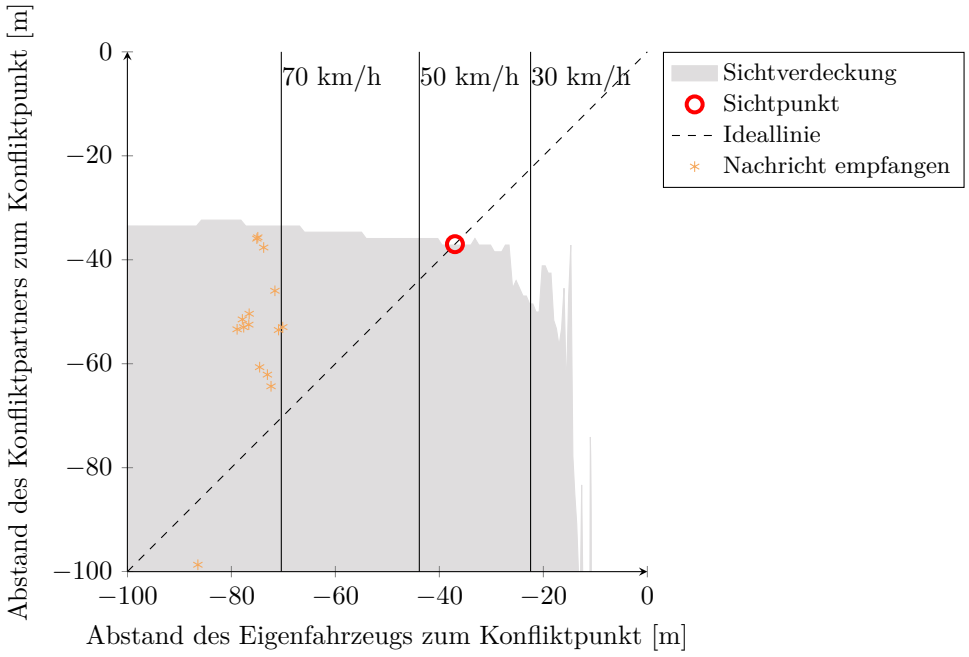


Abbildung 7.33: Verfügbarkeit von Information anderer Fahrzeuge im Szenario Kreuzen im Eigenfahrzeug an der Kreuzung in Ulm.

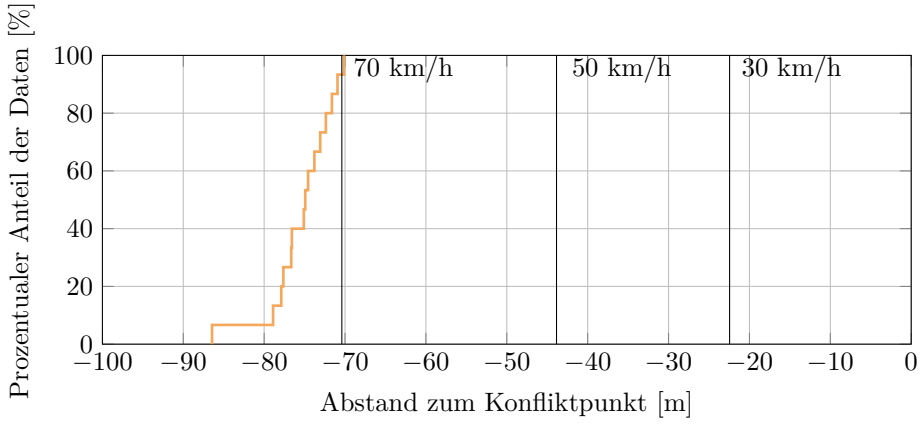


Abbildung 7.34: Kommunikationsreichweite im Szenario Kreuzen an der Testkreuzung in Ulm.

7.7 Zusammenfassung und Diskussion

Assoziation

Es wurden drei Methoden zur Datenassoziation hinsichtlich ihrer Echtzeitfähigkeit und Sensitivität für Falschassoziationen untersucht, der Nearest Neighbor (NN)-Ansatz, der modified Auction-Algorithmus und die Suboptimal Joint Probabilistic Data Association (SJPDA). Hierfür wurde für die Kreuzung in Aschaffenburg mittels einer Simulation ein Worst-Case-Szenario mit knapp hundert Objekten generiert. Die untersuchten Methoden sind durch Zerlegung des Assoziationsproblems in Teilprobleme mit Hilfe eines Clusterings der Gating-Matrix alle auf der in dieser Arbeit genutzten Zielplattform in Echtzeit lauffähig. Die hohen Falschassoziationsraten des nicht global optimalen NN-Ansatzes zeigen, dass eine global optimale Assoziationsmethode erforderlich ist. Gegenüber der SJPDA lieferte der modified Auction-Algorithmus bei niedrigerem Rechenaufwand die geringere Falschassoziationsrate. Daher wird der modified Auction-Algorithmus im realisierten System verwendet.

Fusion

Die Konsistenz der Track-2-Track-Fusionsmethoden Simple Convex Combination (SCC), Improved Fast Covariance Intersection (I-FCI), Information Theoretic Fast Covariance Intersection (IT-FCI), Sampling Covariance Intersection (SaCI) und Generalized Information Matrix Fusion (GIMF) wurde anhand von Mess- und Referenzdaten in einer Sensor-2-Global (S2G) und einer Sensor-2-Sensor (S2S)-Architektur untersucht. Hierbei lieferten nur I-FCI und IT-FCI konsistente Ergebnisse. Die Inkonsistenz der SaCI ist auf einen Fehler in der Erstveröffentlichung der Methode zurückzuführen, der bei der Implementierung unbemerkt blieb. Eine korrigierte Fassung wurde formuliert, aber nicht erneut evaluiert. Die GIMF lieferte inkonsistente Ergebnisse, da die prädizierten Zustände zur Berechnung der äquivalenten Messung in der realisierten Implementierung von unterschiedlichen Lokalisierungsergebnissen abhängig sind. Damit können äquivalente Messungen mit nicht positiv semidefiniter Kovarianz auftreten, die Ursache für die Inkonsistenzen sind. Die Entwicklung alternativer Implementierungen wurde nicht weiter verfolgt. Für beide konsistenten Methoden wurde in Verbindung mit und ohne dem hier entwickelten Fusionsschema der Informationsgewinn gegenüber dem jeweils informativeren Teilzustand der Quellen ermittelt. Die IT-FCI liefert ohne das Fusionsschema vergleichbare Schätzfehler wie die I-FCI mit dem Fusionsschema, jedoch bei deutlich höherer Schätzunsicherheit. Durch das Fusionsschema lässt sich in Verbindung mit der I-FCI im evaluierten Szenario ein Informationsgewinn gegenüber der jeweils besten Informationsquelle erzielen. Daher wird diese Kombination im realisierten System eingesetzt.

Kreuzungsassistenz

Die Eignung des realisierten fahrzeugübergreifenden Informationsfusionsystems als Komponente eines Kreuzungsassistenzsystems wurde indirekt belegt durch den Nachweis der Erreichbarkeit des optimalen Warnzeitpunktes des Kreuzungsassistenzsystems. Die hierfür genutzten Messdaten wurden für das Szenario Kreuzen eingefahren. Hierbei wurden Geschwindigkeits-Orts-Profile von Eigenfahrzeug und Konfliktpartner von Fahrsimulatordaten genutzt, um für vergleichbare Verhältnisse zu den Simulatorstudien zu sorgen, in denen die Wirksamkeit der Assistenz nachgewiesen und der optimale Warnzeitpunkt ermittelt wurde. Ergänzend wurde die Sensitivität des Kreuzungsassistenzsystems für Falschalarme evaluiert und die Praxistauglichkeit der gewählten Parametrierung des Assistenzsystems bestätigt.

Kommunikation

Um den Informationsgewinn durch die kooperative Perzeption ohne Unterstützung durch Infrastrukturperzeption zu evaluieren, wurde die Fahrersichtweite mit Hilfe digitaler Karten der erhabenen Objekte für die Kreuzungen in Aschaffenburg und Ulm simuliert. Durch eine konstruierte Hilfsgröße, dem Sichtpunkt, konnten die beiden Kreuzungen miteinander verglichen werden und der Zeitgewinn durch Kommunikation für verschiedene Geschwindigkeiten des Eigenfahrzeugs ermittelt werden. An der Kreuzung in Aschaffenburg war die reine Vehicle-to-Vehicle (V2V)-Kommunikation nicht ausreichend, um bei Verfügbarkeit eines Kommunikationspartners immer eine Warnung zum optimalen Warnzeitpunkt generieren zu können. Infrastrukturperzeptionssysteme sind daher im urbanen Umfeld ein wichtiger Baustein für die auf kooperativer Perzeption basierende Kreuzungsassistenz. An der Kreuzung in Ulm mit geringer Randbebauung ist die Kommunikation nicht beeinträchtigt. Damit können bei Verfügbarkeit eines Kommunikationspartners auch bei Geschwindigkeiten bis 70 km/h zuverlässig Warnungen zum optimalen Warnzeitpunkt realisiert werden.

Kapitel 8

Zusammenfassung und Ausblick

8.1 Zusammenfassung

Durch die wirksame Verbreitung von Fahrerassistenzsystemen wie dem Antiblockiersystem, dem elektronischen Stabilitätsprogramm oder Notbremssystemen ist die Gesamtzahl an Unfällen in den letzten Jahren zurückgegangen. Der relative Anteil von Verkehrsunfällen an Kreuzungen ist hierbei angestiegen. Für eine weitere Reduktion der Gesamtanzahl von Verkehrsunfällen ist daher die Entwicklung und Verbreitung von Kreuzungsassistenzsystemen ein wichtiger Ansatzpunkt. An Kreuzungen kann bei Fahrmanövern wie dem Kreuzen oder Linksabbiegen mit Gegenverkehr die Sicht auf einen potentiellen Unfallgegner durch Randbebauung oder andere Verkehrsteilnehmer verdeckt sein. In solchen Situationen ist die Funktion, allein auf fahrzeuglokaler Sensorik basierender Assistenzsysteme, eingeschränkt und mitunter gar nicht gegeben. Die Forschungsprojekte der vergangenen Jahre, wie z.B. SafeSpot, AKTIV-KAS, Intersafe 2, GENEVA, sim^{TD}, VSC-A und Ko-PER, haben sich daher mit kooperativen Ansätzen zur Kreuzungsassistenz mit Hilfe von C2X-Kommunikation beschäftigt. Die vorliegende Arbeit entstand im Rahmen des Projektes Ko-PER.

Das Kernstück dieser Arbeit stellt die Entwicklung eines fahrzeugübergreifenden Informationsfusionssystems dar, das die via Kommunikation verfügbare Information im Eigenfahrzeug zu einem individuellen erweiterten Umfeldmodell zusammenfügt. Das Umfeldmodell besteht hierbei aus einer fahrzeugübergreifenden Objektliste, deren Objektdaten in einer Güte vorliegen, die eine zuverlässige Spurzuordnung in einer hochgenauen digitalen Karte ermöglicht. Gegenüber bisherigen Arbeiten ermöglicht das realisierte System sowohl die Fusion von Lokalisierungsinformation als auch Information von fahrzeuglokalen und Infrastrukturperzeptionssystemen. Ebenso wird explizit durch Angabe eines Bezugspunktes der Positionsschätzung der Perzeptionsinformation die räumliche Ausdehnung der Objekte bei der Fusion

berücksichtigt. Die Berücksichtigung der räumlichen Ausdehnung der Objekte ist zwingend erforderlich, um eine konsistente Positionsschätzung in einer Güte realisieren zu können, die eine zuverlässige Spurzuordnung ermöglicht. Die Konsistenz der Fusionsergebnisse wird durch die Anwendung der Covariance Intersection (CI), einer Track-2-Track-Fusionsmethode, sichergestellt. Eingesetzt wird die suboptimale Determinanten minimierende Variante Improved Fast Covariance Intersection. Die für die Anwendung der CI notwendige Konsistenz der Information wird als durch die Sender abgesichert angenommen. Bei der Fusion mit der Covariance Intersection wird die Konsistenz durch eine konservative Vorgehensweise erzielt, die bei bestimmten Konstellation der zu fusionierenden Daten zu einem Informationsverlust führt. Durch die senderseitig absicherbare Annahme der partiellen stochastischen Unabhängigkeit der Teilzustände Position, Geschwindigkeit und Orientierung wird in dieser Arbeit ein Fusionsschema vorgeschlagen und untersucht, mit dem der Informationsverlust minimiert werden kann. Bei einer geeigneten Konstellation der Information lässt sich weiterhin ein Informationsgewinn gegenüber der besten Informationsquelle erzielen. Eine derartige Konstellation liegt vor, wenn die zu fusionierende Information beider Quellen in jeweils mindestens einem Teilzustand eine geringere Unsicherheit aufweist als die Information der anderen Quelle. Mit dem vorgeschlagenen Fusionsschema lässt sich auch die Kommunikationsbandbreite reduzieren. Die Wirksamkeit des Fusionsschemas wurde im Rahmen der Evaluierung in dieser Arbeit veranschaulicht. Die Improved Fast Covariance Intersection in Kombination mit dem hier vorgestellten Schema liefert im Vergleich zu weiteren in dieser Arbeit evaluierten Methoden zur Track-2-Track-Fusion die besten Ergebnisse. Betrachtet wurden auf Grund des auf Erwartungswert und Kovarianz beschränkten Kommunikationsrahmens nur Methoden die eine Fusion mit der verfügbaren Informationsbasis ermöglichen.

Als Datenquellen für die Perzeptionsinformation können derzeitige Seriensensoren eingesetzt werden. Fahrzeuge, die Perzeptionsinformation kommunizieren, benötigen ein System zur hochgenauen Lokalisierung, damit die angestrebte Spurzuordnung der bereitgestellten Perzeptionsinformation in anderen Fahrzeugen erfolgen kann. Erforderlich ist hierfür ein Positionsfehler quer zur Spurrichtung kleiner der Größenordnung einer halben Fahrspurbreite. Die hohe Positionsgenauigkeit wird benötigt, um bei Straßen mit mehreren Fahrspuren pro Fahrtrichtung eine zuverlässige Spurzuordnung realisieren zu können. Weiterhin ist ein niedriger Orientierungsfehler erforderlich, um weiter entfernte Objekte einer Spur korrekt zuordnen zu können. Der tolerierbare Fehler ist situations- und geschwindigkeitsabhängig. Bei einem Fehler kleiner als ein Grad sind die meisten Anwendungsfälle im Kreuzungsbereich abgedeckt.

Damit das fahrzeugübergreifende Informationsfusionssystem Information in der beschriebenen Güte liefern kann, müssen einerseits die Informationsquellen, d.h. Lokalisierung und Perzeption in den beteiligten Fahrzeugen, Information mit geringer Schätzunsicherheit bereitstellen. Andererseits müssen mögliche Fehler, die bei der

Kommunikation und Fusion auftreten können, minimiert werden. Hierzu gehören Fehler durch unterschiedliche Gültigkeitszeitpunkte der Daten, die durch eine präzise Zeitstempelung auf der Senderseite in einem vernachlässigbaren Rahmen gehalten werden können. Weiterhin muss die räumliche Ausdehnung der Objekte bei der Assoziation und Fusion berücksichtigt werden. Dies geschieht mit der bereits eingangs erwähnten Angabe eines Bezugspunktes der Positionsangabe der Perzeptionsinformation auf der Objekthülle. Bei der Assoziation und Fusion kann damit bei Bedarf eine Umrechnung der Information auf einen gemeinsamen Bezugspunkt erfolgen. Beispiele für Bezugpunkte sind „vorne Mitte“ bei einem entgegenkommenden Fahrzeug oder „hinten links“ bei einem Vorausfahrer auf der Nachbarspur. Für Lokalisierungsinformation muss entweder der Hebelarm zwischen dem Lokalisierungskoordinatensystem und einem der Bezugspunkte auf der Objekthülle bekannt sein, oder die Information muss vor der Kommunikation auf einen der Bezugspunkte umgerechnet werden.

Eine wichtige Rolle bei der Minimierung von Fehlern spielt auch die Wahl des Fusionskoordinatensystems. Gewählt wurde ein globales Koordinatensystem, basierend auf dem Navigationskoordinatensystem (ENU), mit Ursprung und Achsausrichtung des Fahrzeugkoordinatensystems des Eigenfahrzeuges. Die Position des Ursprungs und die Achsausrichtung sind einzig durch die hierdurch vereinfachte Realisierung einer Visualisierung der Daten motiviert. Entscheidend bezüglich der Objektunsicherheit ist, dass es sich um ein globales Koordinatensystem handelt. Bei der Transformation in ein globales Fusionskoordinatensystem beeinflusst nur die Unsicherheit der Lokalisierungsinformation der Quelle die Erhöhung der Unsicherheit der Perzeptionsinformation. Wird alternativ das Fahrzeugkoordinatensystem des Eigenfahrzeuges als Fusionskoordinatensystem gewählt, so beeinflusst bei der Transformation zusätzlich die Lokalisierungsunsicherheit des Eigenfahrzeuges die resultierende Unsicherheit der Information externer Quellen. Hierdurch ist die externe Information meist um Größenordnungen unsicherer als die fahrzeuglokale, und die Verfügbarkeit einer zuverlässigen Spurzuordnung wird stark eingeschränkt.

Im Projekt Ko-PER wurde mit dem in dieser Arbeit entwickelten fahrzeugübergreifenden Informationsfusionssystem und einem Situationsanalysemodul ein Kreuzungsassistenzsystem zur Ausgabe informativer Warnungen realisiert. Die Ausgabe einer informativen Warnung erfolgt im Konfliktfall zwei Sekunden vor dem letztmöglichen Bremszeitpunkt und ermöglicht es dem Fahrer, selbsttätig zu bremsen. Das realisierte Kreuzungsassistenzsystem wurde im Rahmen dieser Arbeit evaluiert. Mit dem System konnten informative Warnungen zum optimalen Warnzeitpunkt ausgegeben werden. Weiterhin konnte gezeigt werden, dass das System robust gegenüber Falschalarmen ist.

In dieser Arbeit wurde weiterhin die Verfügbarkeit der für die informativen Warnungen erforderlichen Information an zwei Kreuzungen betrachtet. Die Ergebnisse zeigen, dass an Kreuzungen mit vernachlässigbarer Randbebauung eine direkte Kommunika-

tion zwischen Fahrzeugen in den für die Kreuzungsassistenz relevanten Entfernungen möglich ist. Das Konzept der Kommunikation von Perzeptionsinformation ist daher aus technischer Sicht geeignet, um an Kreuzungen im Überlandbereich, an denen von einer vernachlässigbaren Randbebauung ausgegangen wird, einen Mehrwert zu bringen. An Kreuzungen mit sehr dichter Randbebauung kann, wie die Ergebnisse zeigen, die direkte Kommunikation zwischen Fahrzeugen eingeschränkt sein. Dies bestätigt den Nutzen von Infrastrukturperzeptionssystemen im innerstädtischen Bereich.

8.2 Ausblick

Die Auslegung der Struktur des in dieser Arbeit entworfenen fahrzeugübergreifenden Informationssystems ist in nicht vernachlässigbarem Umfang von der vorhandenen Datenbasis und der realisierten Anwendung bestimmt. Da die informationsliefernden Systeme mit Ausnahme der Kreuzungsperzeptionssysteme nicht explizit für die kooperative Perzeption entworfen wurden, ist ein Ansatzpunkt für weitere Arbeiten die Erweiterung des Informationsumfangs der lokalen Perzeptionssysteme.

Für den Fall, dass für ein physikalisches Objekt Information aus mehreren Quellen bereitsteht, ist der von den Informationsquellen bereitgestellte Informationsumfang der wesentliche limitierende Faktor für den erzielbaren Informationsgewinn. Um mit Track-2-Track-Fusionsmethoden, die Zusatzinformation nutzen, einen höheren Informationsgewinn realisieren zu können, müssen die fahrzeuglokalen Perzeptionssysteme adaptiert werden, um die Zusatzinformation bereitstellen zu können. Unter der Randbedingung, dass ein Mehrbedarf an Bandbreite durch die eingesetzte Kommunikationstechnik bereitgestellt werden kann, wären die IMF oder der SCIF, aus Sicht der Kommunikation, die am ehesten geeigneten Kandidaten. Bei beiden liegt der Kommunikationsmehrbedarf pro Objekt in der Größenordnung des Objektzustands und somit im ungünstigsten Fall bei einer Verdopplung. Ausgehend von den Ergebnissen dieser Arbeit hinsichtlich der suboptimalen verallgemeinerten Version der IMF, der GIMF, muss für die Anwendung der IMF in Relation zur Schätzunsicherheit der fahrzeuglokalen Perzeption ein Konzept zum Umgang mit der variierenden Unsicherheit der Lokalisierung gefunden werden (siehe Kapitel 7.4.2). Bezüglich des SCIF ist aus der derzeit verfügbaren Literatur nicht bekannt, wie das Messrauschen für den abhängigen und den unabhängigen Informationsanteil systematisch parametriert werden muss. Ebenso fehlt eine Systematik zur numerischen Handhabe für die Fälle, in denen vollständig unabhängige und vollständig abhängige Information vorliegt.

Ein weiterer Aspekt ist, dass die Quelle mit dem geringsten Informationsumfang den für die Situationsanalyse garantiert verfügbaren Informationsumfang bestimmt. Soll z.B. in der Situationsanalyse die Beschleunigung von Objekten genutzt werden, so muss diese auch von den fahrzeuglokalen Perzeptionssystemen in hinreichender Güte geschätzt werden können, um verlässlich verfügbar zu sein. Dies erfordert sowohl eine ausreichend hohe Abtastrate der zur fahrzeuglokalen Perzeption genutzten Sensoren, als auch eine hohe Güte der Messgrößen Position und Geschwindigkeit aus der die Beschleunigung geschätzt wird. Auch die Genauigkeit, mit der für jedes Objekt in jedem Abtastschritt der Referenzpunkt ermittelt werden kann, spielt hierbei eine wichtige Rolle. Eine präzise Abstandmessung ist nur dann gewinnbringend verwertbar, wenn sich der Abstand auch mit vernachlässigbarer Unsicherheit in jedem Zeitschritt auf denselben Punkt am Objekt bezieht. Die Entwicklung von Methoden zur Berücksichtigung der räumlichen Ausdehnung von Objekten bei der Objektverfolgung ist damit ein wichtiger Anknüpfungspunkt.

In dieser Arbeit wurden keine Ansätze untersucht, die die Lokalisierungsergebnisse der Informationsquellen durch kooperative Ansätze verbessern. Mögliche Ansätze, die auf Basis von ausgetauschten Objektdaten die Lokalisierungsergebnisse der Quellen verbessern, wurden einerseits bereits in anderen Arbeiten betrachtet und erschienen andererseits in dieser Arbeit auch, bezogen auf die durch den Einsatz von Referenzsystemen zur Lokalisierung verfügbare hohe Güte der Datenbasis, für die betrachtete Anwendung wenig Verbesserungspotential zu bieten. Die Betrachtung kooperativer Ansätze zur Lokalisierung kann daher bei Verwendung anderer Sensorkonfigurationen zur Lokalisierung sinnvoll sein. Bezüglich der Informationsbasis ist hierbei die Untersuchung des Austausches von Information über das statische Umfeld in einer parametrischen Form ein Ansatzpunkt für weitere Arbeiten.

Im Projekt Ko-PER wurden mit Nachrichten wie der Pedestrian (PED) bereits Ansätze verfolgt, Teilergebnisse der Situationsinterpretation bereits senderseitig zu berechnen. Mit der PED wurde z.B. eine prädizierte Trajektorie eines Fußgängers, der im Begriff ist, eine Straße zu queren, übertragen. Werden derartige Nachrichten von Infrastrukturperzeptionssystemen generiert, so besteht die Möglichkeit, ortsspezifische Information zu lernen und diese mit in die Prädiktion einfließen zu lassen. Strategien zur Fusion derartiger Information können daher ebenfalls Gegenstand weiterführender Arbeiten sein, mit dem Ziel, die Kommunikationsbandbreite zu verringern.

Anhang A

Testmethoden zur Evaluierung der Zustandsschätzung

Zur Bewertung der Güte von Lokalisierungs- und Trackingergebnissen werden meist mehrere Testmethoden verwendet. Im Rahmen einer Evaluierung ist meistens von Interesse, wie stark die Schätzergebnisse von einer Referenz abweichen, welche den wahren Zustand ausreichend genau beschreibt. Weiterhin interessiert die Konsistenz der Zustandsschätzung. Konsistent heißt hierbei, dass der durch die Kovarianzmatrix des geschätzten Systemzustands beschriebene n-dimensionale Raum den wahren Systemzustand einschließt.

Bei den hier vorgestellten statistischen Tests wird von gaußverteilten Zuständen ausgegangen.

A.1 RMSE

Der RMSE wird verwendet, um den mittleren Schätzfehler zu bestimmen.

$$RMSE(\boldsymbol{x}(k|k)) = \sqrt{E\{(\hat{\boldsymbol{x}}(k|k) - \boldsymbol{x}(k|k))^2\}} \tag{A.1}$$

$$= \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^{n}(\|\hat{\boldsymbol{x}}(k|k) - \boldsymbol{x}(k|k)\|_2)^2}{n}} \tag{A.2}$$

Bei einem biasfreien Schätzer entspricht der RMSE einem Schätzwert für die Standardabweichung.

A.2 NEES

Der NEES kann verwendet werden, um zu testen, ob ein geschätzter Systemzustand biasfrei und konsistent ist [BL93, S.237].

Zur Berechnung des NEES werden neben dem Erwartungswert und der Kovarianz des geschätzten Zustands auch der wahre Zustand benötigt, der in der Praxis mit Hilfe von Referenzsystemen erfasst werden kann.

Der NEES berechnet sich wie folgt:

$$\epsilon(k) = \tilde{\boldsymbol{x}}(k|k)^T \boldsymbol{P}(k|k)^{-1} \tilde{\boldsymbol{x}}(k|k), \tag{A.3}$$

$$\tilde{\boldsymbol{x}}(k|k) = \boldsymbol{x}(k|k) - \hat{\boldsymbol{x}}(k|k). \tag{A.4}$$

Um Inkonsistenzen detektieren zu können, muss der NEES gegen einen Schwellwert getestet werden. Der Schwellwert ist abhängig von der Dimension des Zustandsvektors und dem prozentualen Anteil der Werte an einer Chi-Quadrat-Verteilung, die unter dem Schwellwert liegen. Der Schwellwert wird mit Hilfe der beiden Parameter aus der inversen kumulativen Chi-Quadrat-Verteilung berechnet. Hierzu kann z.B. die Matlab-Funktion *chi2inv* genutzt werden. Als prozentualer Anteil wird in dieser Arbeit der Wert $97,5\%$ verwendet.

Anhang B

Koordinatentransformationen

B.1 Addition von Gierwinkeln

Sind Roll- und Pitch-Winkel vernachlässigbar klein, dann können Gierwinkel addiert werden. Die Teildrehungen für Roll- und Pitch-Winkel entsprechen in diesem Fall der Einheitsmatrix.

$$\boldsymbol{C}_{\Phi} = \boldsymbol{C}_{\Theta} = \boldsymbol{I} \tag{B.1}$$

Die Gesamtrotation entspricht damit der Teilrotation um den Gierwinkel.

$$\boldsymbol{C}_n^b = \boldsymbol{C}_{\Phi}\boldsymbol{C}_{\Theta}\boldsymbol{C}_{\Psi} = \boldsymbol{C}_{\Psi} \tag{B.2}$$

Die Verknüpfung zweier Rotationen ergibt sich damit zu:

$$\boldsymbol{C}_{\Psi_3} = \boldsymbol{C}_{\Psi_1}\boldsymbol{C}_{\Psi_2} \tag{B.3}$$

$$= \begin{bmatrix} \cos(\Psi_1) & \sin(\Psi_1) & 0 \\ -\sin(\Psi_1) & \cos(\Psi_1) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos(\Psi_2) & \sin(\Psi_2) & 0 \\ -\sin(\Psi_2) & \cos(\Psi_2) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{B.4}$$

$$= \begin{bmatrix} (\mathrm{c}(\Psi_1)\mathrm{c}(\Psi_2) - \mathrm{s}(\Psi_1)\mathrm{s}(\Psi_2)) & (\mathrm{c}(\Psi_1)\mathrm{s}(\Psi_2) + \mathrm{s}(\Psi_1)\mathrm{c}(\Psi_2)) & 0 \\ (-\mathrm{s}(\Psi_1)\mathrm{c}(\Psi_2) - \mathrm{c}(\Psi_1)\mathrm{s}(\Psi_2)) & (-\mathrm{s}(\Psi_1)\mathrm{s}(\Psi_2) + \mathrm{c}(\Psi_1)\mathrm{c}(\Psi_2)) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \tag{B.5}$$

Mit den Additionstheoremen

$$\cos(\alpha+\beta) = \cos(\alpha)\cos(\beta) - \sin(\alpha)\sin(\beta) \tag{B.6}$$

$$\sin(\alpha+\beta) = \cos(\alpha)\sin(\beta) + \sin(\alpha)\cos(\beta) \tag{B.7}$$

ergibt sich:

$$\boldsymbol{C}_{\Psi_3} = \begin{bmatrix} \cos(\Psi_1+\Psi_2) & \sin(\Psi_1+\Psi_2) & 0 \\ -\sin(\Psi_1+\Psi_2) & \cos(\Psi_1+\Psi_2) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{B.8}$$

$$= \begin{bmatrix} \cos(\Psi_3) & \sin(\Psi_3) & 0 \\ -\sin(\Psi_3) & \cos(\Psi_3) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \tag{B.9}$$

Mit B.8 und B.9 gilt daher:

$$\Psi_3 = \Psi_1 + \Psi_2. \tag{B.10}$$

B.2 Richtungskosinusmatrixdifferentialgleichung

Nach [Wen07, S.55] hat die Richtungskosinusmatrixdifferentialgleichung

$$\dot{\boldsymbol{C}}_b^n(t) = \boldsymbol{C}_b^n(t)\boldsymbol{\Omega}_{nb}^b(t) \tag{B.11}$$

die Lösung:

$$\boldsymbol{C}_b^n(t) = \boldsymbol{C}_b^n(0) \cdot e^{\int_0^T \boldsymbol{\Omega}_{nb}^b(\tau)d\tau}. \tag{B.12}$$

Für den Spezialfall einer konstanten Drehrate ergibt sich:

$$\boldsymbol{C}_b^n(t) = \boldsymbol{C}_b^n(0) \cdot e^{\boldsymbol{\Omega}_{nb}^b T} \tag{B.13}$$

$$\approx \boldsymbol{C}_b^n(0) \cdot \left(\boldsymbol{I} + \boldsymbol{\Omega}_{nb}^b T\right). \tag{B.14}$$

Die Approximation erfolgt hierbei durch Reihenentwicklung der Exponentialfunktion und Abbruch der Entwicklung nach dem zweiten Term.

B.3 Einfluss bewegter Bezugskoordinatensysteme

Die Regeln zur Negation und Addition von Positionsvektoren entsprechend den Gleichungen (2.11) und (2.12) lassen sich nicht allgemein auf Geschwindigkeits- und Beschleunigungsvektoren übertragen. Ebenso entspricht die zeitliche Änderung von Positionen und Geschwindigkeiten im Allgemeinen nicht den Geschwindigkeiten und

Beschleunigungen mit identischen Bezugskoordinatensystemen. Die Korrespondenzen entsprechend den Gleichungen (2.28) und (2.29) gelten im Allgemeinen nur für den Spezialfall identischer Referenz- und Beobachterkoordinatensysteme.

Ursache in allen drei Fällen ist, dass Relativbewegungen des Beobachter- gegenüber dem Referenzkoordinatensystem Geschwindigkeits- und Beschleunigungsänderungen „induzieren“. In den Gleichungen treten daher zusätzliche Terme auf, die bei Transformationen berücksichtigt werden müssen.

Die drei Fälle werden im Folgenden näher betrachtet.

Zeitliche Ableitung

Die zeitlichen Änderungen von Positionen und Geschwindigkeiten entsprechen im Allgemeinen nicht den Geschwindigkeiten und Beschleunigungen mit identischen Bezugskoordinatensystemen.

Im Allgemeinen gilt:

$$\boldsymbol{v}^{\gamma}_{\beta\alpha} \neq \dot{\boldsymbol{r}}^{\gamma}_{\beta\alpha} \tag{B.15}$$

$$\boldsymbol{a}^{\gamma}_{\beta\alpha} \neq \dot{\boldsymbol{v}}^{\gamma}_{\beta\alpha}.. \tag{B.16}$$

Die Gültigkeit der Ungleichung (B.15) lässt sich durch zeitliche Ableitung der Gleichung

$$\boldsymbol{r}^{\gamma}_{\beta\alpha} = \boldsymbol{C}^{\gamma}_{\beta}\boldsymbol{r}^{\beta}_{\beta\alpha}. \tag{B.17}$$

zeigen.

$$\dot{\boldsymbol{r}}^{\gamma}_{\beta\alpha} = \dot{\boldsymbol{C}}^{\gamma}_{\beta}\boldsymbol{r}^{\beta}_{\beta\alpha} + \boldsymbol{C}^{\gamma}_{\beta}\dot{\boldsymbol{r}}^{\beta}_{\beta\alpha} \tag{B.18}$$

$$= \boldsymbol{C}^{\gamma}_{\beta}\boldsymbol{\Omega}^{\beta}_{\gamma\beta}\boldsymbol{r}^{\beta}_{\beta\alpha} + \boldsymbol{C}^{\gamma}_{\beta}\boldsymbol{v}^{\beta}_{\beta\alpha} \tag{B.19}$$

$$= \boldsymbol{C}^{\gamma}_{\beta}\boldsymbol{\Omega}^{\beta}_{\gamma\beta}\boldsymbol{r}^{\beta}_{\beta\alpha} + \boldsymbol{v}^{\gamma}_{\beta\alpha} \tag{B.20}$$

Dreht sich das Beobachter- gegenüber dem Referenzkoordinatensystem, so ist $\boldsymbol{\Omega}^{\beta}_{\gamma\beta}$ ungleich der Nullmatrix. Sind Beobachter- und Referenzkoordinatensystem identisch, so entspricht die Gleichung (B.20) dem Spezialfall identischer Referenz- und Beobachterkoordinatensystem nach der Gleichung (2.28), da $\boldsymbol{\Omega}^{\beta}_{\beta\beta}$ immer der Nullmatrix entspricht.

Die Gültigkeit der Ungleichung (B.16) lässt sich analog durch zeitliche Ableitung

der Gleichung (B.19) zeigen.

$$\ddot{\boldsymbol{r}}^{\gamma}_{\beta\alpha} = \dot{\boldsymbol{C}}^{\gamma}_{\beta}\boldsymbol{\Omega}^{\beta}_{\gamma\beta}\boldsymbol{r}^{\beta}_{\beta\alpha} + \boldsymbol{C}^{\gamma}_{\beta}\dot{\boldsymbol{\Omega}}^{\beta}_{\gamma\beta}\boldsymbol{r}^{\beta}_{\beta\alpha} + \boldsymbol{C}^{\gamma}_{\beta}\boldsymbol{\Omega}^{\beta}_{\gamma\beta}\dot{\boldsymbol{r}}^{\beta}_{\beta\alpha} + \dot{\boldsymbol{C}}^{\gamma}_{\beta}\boldsymbol{v}^{\beta}_{\beta\alpha} + \boldsymbol{C}^{\gamma}_{\beta}\dot{\boldsymbol{v}}^{\beta}_{\beta\alpha} \tag{B.21}$$

$$= \boldsymbol{C}^{\gamma}_{\beta}\boldsymbol{\Omega}^{\beta}_{\gamma\beta}\boldsymbol{\Omega}^{\beta}_{\gamma\beta}\boldsymbol{r}^{\beta}_{\beta\alpha} + \boldsymbol{C}^{\gamma}_{\beta}\dot{\boldsymbol{\Omega}}^{\beta}_{\gamma\beta}\boldsymbol{r}^{\beta}_{\beta\alpha} + 2\boldsymbol{C}^{\gamma}_{\beta}\boldsymbol{\Omega}^{\beta}_{\gamma\beta}\boldsymbol{v}^{\beta}_{\beta\alpha} + \boldsymbol{a}^{\gamma}_{\beta\alpha} \tag{B.22}$$

Die Gleichung (B.22) ist äquivalent zur Gleichung (2.30), wenn Beobachter- und Referenzkoordinatensystem identisch sind.

Damit gilt:

$$\boldsymbol{v}^{\gamma}_{\beta\alpha}\Big|_{\dot{\boldsymbol{C}}^{\gamma}_{\beta}=0} = \dot{\boldsymbol{r}}^{\gamma}_{\beta\alpha} \tag{B.23}$$

$$\boldsymbol{a}^{\gamma}_{\beta\alpha}\Big|_{\dot{\boldsymbol{C}}^{\gamma}_{\beta}=0} = \dot{\boldsymbol{v}}^{\gamma}_{\beta\alpha}. \tag{B.24}$$

Negation

Geschwindigkeits- und Beschleunigungsvektoren lassen sich nicht allgemein analog zu Positionsvektoren negieren.

Allgemein gilt:

$$\boldsymbol{v}^{\gamma}_{\beta\alpha} \neq -\boldsymbol{v}^{\gamma}_{\alpha\beta} \tag{B.25}$$

$$\boldsymbol{a}^{\gamma}_{\beta\alpha} \neq -\boldsymbol{a}^{\gamma}_{\alpha\beta}. \tag{B.26}$$

Dies lässt sich für (B.25) zeigen durch zeitliche Ableitung der Gleichung

$$\boldsymbol{r}^{\beta}_{\beta\alpha} = -\boldsymbol{C}^{\beta}_{\alpha}\boldsymbol{r}^{\alpha}_{\alpha\beta}. \tag{B.27}$$

$$\dot{\boldsymbol{r}}^{\beta}_{\beta\alpha} = -\dot{\boldsymbol{C}}^{\beta}_{\alpha}\boldsymbol{r}^{\alpha}_{\alpha\beta} - \boldsymbol{C}^{\beta}_{\alpha}\dot{\boldsymbol{r}}^{\alpha}_{\alpha\beta} \tag{B.28}$$

$$= -\boldsymbol{C}^{\beta}_{\alpha}\boldsymbol{\Omega}^{\beta}_{\beta\alpha}\boldsymbol{r}^{\alpha}_{\alpha\beta} - \boldsymbol{C}^{\beta}_{\alpha}\boldsymbol{v}^{\alpha}_{\alpha\beta} \tag{B.29}$$

Durch Multiplikation mit $\boldsymbol{C}^{\gamma}_{\beta}$ ergibt sich:

$$\boldsymbol{v}^{\gamma}_{\beta\alpha} = -\boldsymbol{C}^{\gamma}_{\alpha}\boldsymbol{\Omega}^{\beta}_{\beta\alpha}\boldsymbol{r}^{\alpha}_{\alpha\beta} - \boldsymbol{v}^{\gamma}_{\alpha\beta}. \tag{B.30}$$

Sofern sich das Objekt- gegenüber dem Referenzkoordinatensystem nicht dreht und damit $\boldsymbol{\Omega}^{\beta}_{\beta\alpha}$ der Nullmatrix entspricht, kann ein Geschwindigkeitsvektor zur Vertauschung von Referenz- und Objektkoordinatensystem einfach negiert werden.

Durch zeitliche Ableitung der Gleichung (B.29) ergibt sich für (B.26):

$$\dot{\boldsymbol{v}}^{\beta}_{\beta\alpha} = -\dot{\boldsymbol{C}}^{\beta}_{\alpha}\boldsymbol{\Omega}^{\beta}_{\beta\alpha}\boldsymbol{r}^{\alpha}_{\alpha\beta} - \boldsymbol{C}^{\beta}_{\alpha}\dot{\boldsymbol{\Omega}}^{\beta}_{\beta\alpha}\boldsymbol{r}^{\alpha}_{\alpha\beta} - \boldsymbol{C}^{\beta}_{\alpha}\boldsymbol{\Omega}^{\beta}_{\beta\alpha}\dot{\boldsymbol{r}}^{\alpha}_{\alpha\beta} - \dot{\boldsymbol{C}}^{\beta}_{\alpha}\boldsymbol{v}^{\alpha}_{\alpha\beta} - \boldsymbol{C}^{\beta}_{\alpha}\dot{\boldsymbol{v}}^{\alpha}_{\alpha\beta} \tag{B.31}$$

$$= -\boldsymbol{C}^{\beta}_{\alpha}\boldsymbol{\Omega}^{\beta}_{\beta\alpha}\boldsymbol{\Omega}^{\beta}_{\beta\alpha}\boldsymbol{r}^{\alpha}_{\alpha\beta} - \boldsymbol{C}^{\beta}_{\alpha}\dot{\boldsymbol{\Omega}}^{\beta}_{\beta\alpha}\boldsymbol{r}^{\alpha}_{\alpha\beta} - 2\boldsymbol{C}^{\beta}_{\alpha}\boldsymbol{\Omega}^{\beta}_{\beta\alpha}\boldsymbol{v}^{\alpha}_{\alpha\beta} - \boldsymbol{C}^{\beta}_{\alpha}\boldsymbol{a}^{\alpha}_{\alpha\beta}. \tag{B.32}$$

Durch Multiplikation mit $\boldsymbol{C}^{\gamma}_{\beta}$ ergibt sich:

$$\boldsymbol{a}^{\gamma}_{\beta\alpha} = -\boldsymbol{C}^{\gamma}_{\alpha}\boldsymbol{\Omega}^{\beta}_{\beta\alpha}\boldsymbol{\Omega}^{\beta}_{\beta\alpha}\boldsymbol{r}^{\alpha}_{\alpha\beta} - \boldsymbol{C}^{\gamma}_{\alpha}\dot{\boldsymbol{\Omega}}^{\beta}_{\beta\alpha}\boldsymbol{r}^{\alpha}_{\alpha\beta} - 2\boldsymbol{C}^{\gamma}_{\alpha}\boldsymbol{\Omega}^{\beta}_{\beta\alpha}\boldsymbol{v}^{\alpha}_{\alpha\beta} - \boldsymbol{a}^{\gamma}_{\alpha\beta}. \tag{B.33}$$

Sofern sich das Objekt- gegenüber dem Referenzkoordinatensystem nicht dreht und damit $\boldsymbol{\Omega}^{\beta}_{\beta\alpha}$ der Nullmatrix entspricht, können Referenz- und Objektkoordinatensystem bei einem Beschleunigungsvektor durch Negation vertauscht werden.

Unter der Bedingung, dass Referenz- und Objektkoordinatensystem ihre relative Orientierung nicht ändern, besteht damit die Analogie zu Positionsvektoren. Ist dies nicht der Fall, müssen bei einer Transformation die zusätzlichen Terme aus den Gleichungen (B.30) und (B.33) berücksichtigt werden.

$$\boldsymbol{v}^{\gamma}_{\beta\alpha}\Big|_{\dot{\boldsymbol{C}}^{\alpha}_{\beta}=0} = -\boldsymbol{v}^{\gamma}_{\alpha\beta} \tag{B.34}$$

$$\boldsymbol{a}^{\gamma}_{\beta\alpha}\Big|_{\dot{\boldsymbol{C}}^{\alpha}_{\beta}=0} = -\boldsymbol{a}^{\gamma}_{\alpha\beta} \tag{B.35}$$

Addition

Geschwindigkeiten und Beschleunigungen können im Allgemeinen nicht addiert werden.

$$\boldsymbol{v}^{\gamma}_{\beta\alpha} \neq \boldsymbol{v}^{\gamma}_{\beta\delta} + \boldsymbol{v}^{\gamma}_{\delta\alpha} \tag{B.36}$$

$$\boldsymbol{a}^{\gamma}_{\beta\alpha} \neq \boldsymbol{a}^{\gamma}_{\beta\delta} + \boldsymbol{a}^{\gamma}_{\delta\alpha} \tag{B.37}$$

Dies lässt sich zeigen durch zeitliche Ableitung der Gleichung:

$$\boldsymbol{r}^{\gamma}_{\beta\alpha} = \boldsymbol{r}^{\gamma}_{\beta\delta} + \boldsymbol{r}^{\gamma}_{\delta\alpha}. \tag{B.38}$$

$$\dot{\boldsymbol{r}}^{\gamma}_{\beta\alpha} = \dot{\boldsymbol{r}}^{\gamma}_{\beta\delta} + \dot{\boldsymbol{r}}^{\gamma}_{\delta\alpha} \tag{B.39}$$

Durch Substitution mit der Beziehung aus Gleichung (B.20) ergibt sich:

$$\boldsymbol{v}^{\gamma}_{\beta\alpha} = \boldsymbol{v}^{\gamma}_{\beta\delta} + \boldsymbol{v}^{\gamma}_{\delta\alpha} + \boldsymbol{C}^{\gamma}_{\beta}\boldsymbol{\Omega}^{\beta}_{\gamma\beta}\boldsymbol{r}^{\beta}_{\beta\delta} + \boldsymbol{C}^{\gamma}_{\delta}\boldsymbol{\Omega}^{\delta}_{\gamma\delta}\boldsymbol{r}^{\delta}_{\delta\alpha} - \boldsymbol{C}^{\gamma}_{\beta}\boldsymbol{\Omega}^{\beta}_{\gamma\beta}\boldsymbol{r}^{\beta}_{\beta\alpha}. \tag{B.40}$$

Die zeitliche Ableitung von Gleichung (B.39) ist:

$$\ddot{\boldsymbol{r}}^{\gamma}_{\beta\alpha} = \ddot{\boldsymbol{r}}^{\gamma}_{\beta\delta} + \ddot{\boldsymbol{r}}^{\gamma}_{\delta\alpha}. \tag{B.41}$$

Durch Substitution mit der Beziehung aus Gleichung (B.22) ergibt sich:

$$\begin{aligned}\boldsymbol{a}^{\gamma}_{\beta\alpha} = {} & \boldsymbol{a}^{\gamma}_{\beta\delta} + \boldsymbol{a}^{\gamma}_{\delta\alpha} \\ & + \boldsymbol{C}^{\gamma}_{\beta}\dot{\boldsymbol{\Omega}}^{\beta}_{\gamma\beta}\boldsymbol{r}^{\beta}_{\beta\delta} + 2\boldsymbol{C}^{\gamma}_{\beta}\boldsymbol{\Omega}^{\beta}_{\gamma\beta}\boldsymbol{v}^{\beta}_{\beta\delta} \\ & + \boldsymbol{C}^{\gamma}_{\delta}\dot{\boldsymbol{\Omega}}^{\delta}_{\gamma\delta}\boldsymbol{r}^{\delta}_{\delta\alpha} + 2\boldsymbol{C}^{\gamma}_{\delta}\boldsymbol{\Omega}^{\delta}_{\gamma\delta}\boldsymbol{v}^{\delta}_{\delta\alpha} \\ & - \boldsymbol{C}^{\gamma}_{\beta}\dot{\boldsymbol{\Omega}}^{\beta}_{\gamma\beta}\boldsymbol{r}^{\beta}_{\beta\alpha} + 2\boldsymbol{C}^{\gamma}_{\beta}\boldsymbol{\Omega}^{\beta}_{\gamma\beta}\boldsymbol{v}^{\beta}_{\beta\alpha}.\end{aligned} \tag{B.42}$$

Geschwindigkeiten und Beschleunigungen können daher nur addiert werden, wenn sich die Referenzkoordinatensysteme gegenüber dem Beobachterkoordinatensystem nicht bewegen. Falls dies der Fall ist, müssen die zusätzlichen Terme in den Gleichungen (B.40) und (B.42) berücksichtigt werden.

$$\boldsymbol{v}^{\gamma}_{\beta\alpha}\Big|_{\dot{\boldsymbol{C}}^{\gamma}_{\beta}=\dot{\boldsymbol{C}}^{\gamma}_{\delta}=0} = \boldsymbol{v}^{\gamma}_{\beta\delta} + \boldsymbol{v}^{\gamma}_{\delta\alpha} \tag{B.43}$$

$$\boldsymbol{a}^{\gamma}_{\beta\alpha}\Big|_{\dot{\boldsymbol{C}}^{\gamma}_{\beta}=\dot{\boldsymbol{C}}^{\gamma}_{\delta}=0} = \boldsymbol{a}^{\gamma}_{\beta\delta} + \boldsymbol{a}^{\gamma}_{\delta\alpha} \tag{B.44}$$

B.4 Herleitung der Referenzpunkttransformation

Die Transformationen für Position, Geschwindigkeit und Beschleunigung von einem Referenzpunkt A auf einen Referenzpunkt B werden im Folgenden hergeleitet. Orientierung und Drehrate müssen bei der Referenzpunkttransformation nicht berücksichtigt werden, da die Achsausrichtung der Referenzkoordinatensysteme identisch ist.

Position

Die Transformation der Position erfolgt durch Addition des ins Beobachterkoordinatensystem des Eigenfahrzeuges gedrehten Hebelarms zur bisherigen Position.

$$\boldsymbol{r}^{bE}_{bEbRB} = \boldsymbol{r}^{bE}_{bEbRB} + \boldsymbol{C}^{bE}_{bRA}\boldsymbol{l}^{bRA}_{bRAbRB} \tag{B.45}$$

Geschwindigkeit

Die Transformation der Geschwindigkeit wird ausgehend von der Gleichung (B.46) hergeleitet.

$$\boldsymbol{r}^{e}_{ebRB} = \boldsymbol{r}^{e}_{ebRA} + \boldsymbol{C}^{e}_{bRA}\boldsymbol{l}^{bRA}_{bRAbRB} \tag{B.46}$$

Die Gleichung (B.46) wird zunächst nach der Zeit abgeleitet.

$$\dot{\boldsymbol{r}}^{e}_{ebRB} = \dot{\boldsymbol{r}}^{e}_{ebRA} + \dot{\boldsymbol{C}}^{e}_{bRA}\boldsymbol{l}^{bRA}_{bRAbRB} + \boldsymbol{C}^{e}_{bRA}\underbrace{\dot{\boldsymbol{l}}^{bRA}_{bRAbRB}}_{=0} \tag{B.47}$$

Hierbei entfällt in der Gleichung (B.47) der von der zeitlichen Ableitung des Hebelarms abhängige Term, da der Hebelarm zeitinvariant ist. Die zeitliche Ableitung der Richtungskosinusmatrix kann entsprechend der Regel (2.27) substituiert werden.

$$\dot{\boldsymbol{r}}^{e}_{ebRB} = \dot{\boldsymbol{r}}^{e}_{ebRA} + \boldsymbol{C}^{e}_{bRA}\boldsymbol{\Omega}^{bRA}_{ebRA}\boldsymbol{l}^{bRA}_{bRAbRB} \tag{B.48}$$

Da das Beobachterkoordinatensystem in der Gleichung (B.46) identisch zum Referenzkoordinatensystem gewählt wurde, können entsprechend der Regel (2.28) die zeitlichen Ableitungen der Positionen durch Geschwindigkeiten substituiert werden.

$$\boldsymbol{v}^{e}_{ebRB} = \boldsymbol{v}^{e}_{ebRA} + \boldsymbol{C}^{e}_{bRA}\boldsymbol{\Omega}^{bRA}_{ebRA}\boldsymbol{l}^{bRA}_{bRAbRB} \tag{B.49}$$

Da die Geschwindigkeit im Beobachterkoordinatensystem des Eigenfahrzeugs benötigt wird, wird die Gleichung (B.49) mit der Richtungskosinusmatrix $\boldsymbol{C}^{bE}_{e}$ multipliziert.

$$\boldsymbol{C}^{bE}_{e}\boldsymbol{v}^{e}_{ebRB} = \boldsymbol{C}^{bE}_{e}\boldsymbol{v}^{e}_{ebRA} + \boldsymbol{C}^{bE}_{e}\boldsymbol{C}^{e}_{bRA}\boldsymbol{\Omega}^{bRA}_{ebRA}\boldsymbol{l}^{bRA}_{bRAbRB} \tag{B.50}$$

Damit ergibt sich die Transformationsgleichung zu:

$$\boldsymbol{v}^{bE}_{ebRB} = \boldsymbol{v}^{bE}_{ebRA} + \boldsymbol{C}^{bE}_{bRA}\boldsymbol{\Omega}^{bRA}_{ebRA}\boldsymbol{l}^{bRA}_{bRAbRB}. \tag{B.51}$$

In die schiefsymmetrische Matrix $\boldsymbol{\Omega}^{bE}_{ebRA}$ in der Gleichung (B.51) gehen die Transportrate, die Drehrate des Eigenfahrzeugs und des Objektes ein:

$$\boldsymbol{\Omega}^{bE}_{ebRA} = \boldsymbol{C}^{bE}_{n}\underbrace{\boldsymbol{\Omega}^{n}_{en}}_{\text{Transportrate}}\boldsymbol{C}^{n}_{bE} + \boldsymbol{\Omega}^{bE}_{nbE} + \boldsymbol{\Omega}^{bE}_{bEbRA}. \tag{B.52}$$

Die Transportrate kann vernachlässigt werden (vgl. Abschnitt 5.2.4). Damit gilt:

$$\boldsymbol{\Omega}^{bE}_{ebRA} \approx \boldsymbol{\Omega}^{bE}_{nbE} + \boldsymbol{\Omega}^{bE}_{bEbRA}. \tag{B.53}$$

Beschleunigung

Die Herleitung der Transformationsgleichung der Beschleunigung erfolgt anhand der Gleichung (B.49):

$$\boldsymbol{v}_{ebRB}^{e} = \boldsymbol{v}_{ebRA}^{e} + \boldsymbol{C}_{bRA}^{e}\boldsymbol{\Omega}_{ebRA}^{bRA}\boldsymbol{l}_{bRAbRB}^{bRA}.$$

Die Ableitung nach der Zeit ergibt:

$$\begin{aligned}\dot{\boldsymbol{v}}_{ebRB}^{e} &= \dot{\boldsymbol{v}}_{ebRA}^{e} + \dot{\boldsymbol{C}}_{bRA}^{e}\boldsymbol{\Omega}_{ebRA}^{bRA}\boldsymbol{l}_{bRAbRB}^{bRA} + \boldsymbol{C}_{bRA}^{e}\dot{\boldsymbol{\Omega}}_{ebRA}^{bRA}\boldsymbol{l}_{bRAbRB}^{bRA} \\ &\quad + \underbrace{\boldsymbol{C}_{bRA}^{e}\boldsymbol{\Omega}_{ebRA}^{bRA}\dot{\boldsymbol{l}}_{bRAbRB}^{bRA}}_{=0} \qquad \text{(B.54)} \\ &= \dot{\boldsymbol{v}}_{ebRA}^{e} + \boldsymbol{C}_{bRA}^{e}\boldsymbol{\Omega}_{ebRA}^{bRA}\boldsymbol{\Omega}_{ebRA}^{bRA}\boldsymbol{l}_{bRAbRB}^{bRA} + \boldsymbol{C}_{bRA}^{e}\dot{\boldsymbol{\Omega}}_{ebRA}^{bRA}\boldsymbol{l}_{bRAbRB}^{bRA}. \qquad \text{(B.55)}\end{aligned}$$

Entsprechend der Regel (2.29) lassen sich die zeitlichen Ableitungen der Geschwindigkeiten durch Beschleunigungen substituieren:

$$\boldsymbol{a}_{ebRB}^{e} = \boldsymbol{a}_{ebRA}^{e} + \boldsymbol{C}_{bRA}^{e}\boldsymbol{\Omega}_{ebRA}^{bRA}\boldsymbol{\Omega}_{ebRA}^{bRA}\boldsymbol{l}_{bRAbRB}^{bRA} + \boldsymbol{C}_{bRA}^{e}\dot{\boldsymbol{\Omega}}_{ebRA}^{bRA}\boldsymbol{l}_{bRAbRB}^{bRA}. \qquad \text{(B.56)}$$

Analog zur Herleitung der Transformationsgleichung für die Geschwindigkeit lässt sich das Beobachterkoordinatensystem durch Multiplikation mit einer Richtungskosinusmatrix in das des Eigenfahrzeugs überführen:

$$\begin{aligned}\boldsymbol{C}_{e}^{bE}\boldsymbol{a}_{ebRB}^{e} &= \boldsymbol{C}_{e}^{bE}\boldsymbol{a}_{ebRA}^{e} + \boldsymbol{C}_{e}^{bE}\boldsymbol{C}_{bRA}^{e}\boldsymbol{\Omega}_{ebRA}^{bRA}\boldsymbol{\Omega}_{ebRA}^{bRA}\boldsymbol{l}_{bRAbRB}^{bRA} \\ &\quad + \boldsymbol{C}_{e}^{bE}\boldsymbol{C}_{bRA}^{e}\dot{\boldsymbol{\Omega}}_{ebRA}^{bRA}\boldsymbol{l}_{bRAbRB}^{bRA}. \qquad \text{(B.57)}\end{aligned}$$

Die Transformationsgleichung ergibt sich damit zu:

$$\boldsymbol{a}_{ebRB}^{bE} = \boldsymbol{a}_{ebRA}^{bE} + \boldsymbol{C}_{bRA}^{bE}\boldsymbol{\Omega}_{ebRA}^{bRA}\boldsymbol{\Omega}_{ebRA}^{bRA}\boldsymbol{l}_{bRAbRB}^{bRA} + \boldsymbol{C}_{bRA}^{bE}\dot{\boldsymbol{\Omega}}_{ebRA}^{bRA}\boldsymbol{l}_{bRAbRB}^{bRA}. \qquad \text{(B.58)}$$

Für $\boldsymbol{\Omega}_{ebRA}^{bE}$ gilt die Approximation nach der Gleichung (B.53).

B.5 Modell der Schwerebeschleunigung

Zur Berechnung der ortsabhängigen Schwerebeschleunigung existieren unterschiedlich detaillierte Modelle in der Literatur (siehe z.B. [Wen07, S.31], [Gro08, S.47ff]). Ein einfaches in [Wen07, S.31] beschriebenes Schweremodell lautet:

$$g = g_0 \left(1 + g_1 \sin(\varphi)^2 + g_2 \sin(2\varphi)^2\right) \left(\frac{R_0}{R_0 + h_{pos}}\right)^2 . \tag{B.59}$$

Die enthaltenen Parameter sind in der Tabelle B.1 angegeben.

Symbol	Wert
g_0	$9,780318\mathrm{m/s^2}$
g_1	$5,3024 \times 10^{-3}$
g_2	$5,9 \times 10^{-6}$

Tabelle B.1: Parameter des Schwerebeschleunigungsmodells nach [Wen07]

Die Abbildung B.1 visualisiert die Schwerebeschleunigung nach dem Modell nach der Gleichung (B.59) über dem nördlichen Breitengrad. Eingezeichnet sind zusätzlich die nördliche Breite bei 47° und 55° als Anhaltspunkte für die physikalische Ausdehnung der Bundesrepublik Deutschland. Die Schwerebeschleunigung an den für diese Arbeit relevanten Orten zur Datenerhebung sind ebenfalls eingezeichnet. Da im relevanten Bereich die Schwerebeschleunigung nur schwach variiert, wird in dieser Arbeit die Schwerebeschleunigung mit dem Wert $9,81\mathrm{m/s^2}$ approximiert.

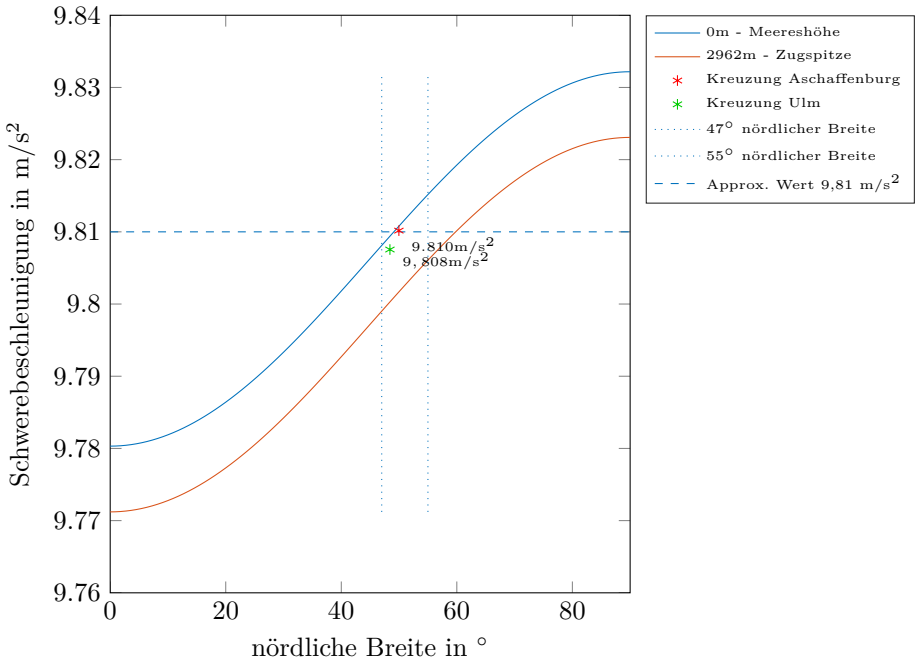


Abbildung B.1: Schwerebeschleunigung.

Anhang C

Bewegungsmodelle

In dieser Arbeit werden die Bewegungsmodelle CTRV und CTRA eingesetzt (siehe u.a. [SRW08]). Die Gleichungen der beiden Modelle sind in den Abschnitten C.2 und C.3 zusammengefasst. Angegeben sind jeweils die Definitionen des Zustandsvektors $\boldsymbol{x}$, der Systemrauschmatrix $\boldsymbol{R_v}$ sowie $\boldsymbol{\Delta x}(T)$, die für die Prädiktion mit der Unscented Transformation (UT) benötigt werden. Die nichtlineare Zustandsübergangsfunktion $f(\boldsymbol{x}(k), \boldsymbol{v}(k))$ kann mit $\boldsymbol{\Delta x}(T)$ wie folgt geschrieben werden:

$$f(\boldsymbol{x}(k), \boldsymbol{v}(k)) = \boldsymbol{x}(t) + \boldsymbol{\Delta x}(T). \tag{C.1}$$

Weiterhin sind die Jacobimatrizen $\boldsymbol{\Gamma}(T)$ der nichtlinearen Zustandsübergangsfunktionen angegeben. Mit ihnen kann die Systemrauschmatrix $\boldsymbol{Q}(T)$ des Extended Kalman-Filters berechnet werden. Diese kann mit der in Kapitel 3.3.2 beschriebenen Variante der UKF-Prädiktionsgleichugen verwendet werden.

Bei beiden Modellen ist aus numerischen Gründen eine Vereinfachung bei niedrigen Geschwindigkeiten erforderlich. Hier wird eine Schwelle von $v < 1\frac{m}{s}$ angenommen. Die Zustandsgrößen der Modelle sind in der Tabelle C.1 beschrieben.

Größe	Beschreibung
r_x	Position, x-Komponente
r_y	Position, y-Komponente
v	absolute Geschwindigkeit
a	absolute Beschleunigung
Ψ	Gierwinkel
ω_z	Gierrate

Tabelle C.1: Zustandsgrößen der Bewegungsmodelle.

C.1 Berechnung der Systemrauschmatrix

Mit Hilfe der Rausch-Gewinn-Darstellung $\boldsymbol{\Gamma}(T)$ berechnet sich die Systemrauschmatrix wie folgt [Mun11, S.95]:

$$\boldsymbol{Q}(T) = \boldsymbol{\Gamma}(T)\boldsymbol{R_v}\boldsymbol{\Gamma}(T)^T. \tag{C.2}$$

Die Rausch-Gewinn-Matrix $\boldsymbol{\Gamma}(T)$ ist hierbei die Jakobimatrix des nichtlinearen Systemmodells $f(\boldsymbol{x})$.

$$\boldsymbol{\Gamma}(T) = \frac{\partial f}{\partial v} \tag{C.3}$$

C.2 CTRV

$$\boldsymbol{x} = \begin{bmatrix} r_x, r_y, v, \Psi, \omega_z \end{bmatrix}^T \tag{C.4}$$

$$\boldsymbol{R_v} = \begin{bmatrix} \sigma_v^2 & 0 \\ 0 & \sigma_{\omega_z}^2 \end{bmatrix} \tag{C.5}$$

$$\boldsymbol{\Delta x}(T) = \begin{bmatrix} \frac{v}{\omega_z}\left(\sin(\Psi + \omega_z T) - \sin(\Psi)\right) \\ \frac{v}{\omega_z}\left(\cos(\Psi) - \cos(\Psi + \omega_z T)\right) \\ 0 \\ \omega_z T \\ 0 \end{bmatrix} \tag{C.6}$$

$$\boldsymbol{\Delta x}(T) = \begin{bmatrix} vT\cos(\Psi) \\ vT\sin(\Psi) \\ 0 \\ \omega_z T \\ 0 \end{bmatrix}, v < 1\frac{m}{s} \tag{C.7}$$

$$\boldsymbol{\Gamma}(T) = \begin{bmatrix} \frac{1}{2}T^2 c(\Psi) & 0 \\ \frac{1}{2}T^2 s(\Psi) & 0 \\ T & 0 \\ 0 & \frac{1}{2}T^2 \\ 0 & T \end{bmatrix} \tag{C.8}$$

C.3 CTRA

$$\boldsymbol{x} = \begin{bmatrix} r_x, r_y, v, a, \Psi, \omega_z \end{bmatrix}^T \tag{C.9}$$

$$\boldsymbol{R_v} = \begin{bmatrix} \sigma_a^2 & 0 \\ 0 & \sigma_{\omega_z}^2 \end{bmatrix} \tag{C.10}$$

$$\boldsymbol{\Delta x}(T) = \begin{bmatrix} \frac{1}{\omega_z^2}\left[(v\omega_z + a\omega_z T)\, s(\Psi + \omega_z T) + ac(\Psi + \omega_z T) - v\omega_z s(\Psi) - ac(\Psi)\right] \\ \frac{1}{\omega_z^2}\left[(-v\omega_z - a\omega_z T)\, c(\Psi + \omega_z T) + as(\Psi + \omega_z T) + v\omega_z c(\Psi) - as(\Psi)\right] \\ aT \\ 0 \\ \omega_z T \\ 0 \end{bmatrix} \tag{C.11}$$

$$\boldsymbol{\Delta x}(T) = \begin{bmatrix} vT\cos(\Psi) \\ vT\sin(\Psi) \\ aT \\ 0 \\ \omega_z T \\ 0 \end{bmatrix}, v < 1\frac{m}{s} \tag{C.12}$$

$$\boldsymbol{\Gamma}(T) = \begin{bmatrix} \frac{1}{6}T^3\cos(\Psi) & 0 \\ \frac{1}{6}T^3\sin(\Psi) & 0 \\ \frac{1}{2}T^2 & 0 \\ T & 0 \\ 0 & \frac{1}{2}T^2 \\ 0 & T \end{bmatrix} \tag{C.13}$$

Anhang D

Methoden zur Generierung einer UTC-Zeitbasis

Im Folgenden werden die in dieser Arbeit verwendeten Ansätze beschrieben, die genutzt wurden, um Sensormessdaten mit UTC-Zeitstempeln für den Messzeitpunkt und UTC-Zeitstempeln für den Zeitpunkt der Datenspeicherung im Messtechnikrechner zu versehen.

D.1 SyncBox-Ansatz

Am Institut für Mess-, Regel- und Mikrotechnik der Universität Ulm (MRM) wurde im Kontext einer Dissertation eine mikrocontrollerbasierte Lösung, die SyncBox, zur Vergabe von Zeitstempeln auf elektrische Pulse und CAN-Botschaften entwickelt [Mäh09]. Die Hardware enthält eine Echtzeituhr, die über das PPS-Signal und die GGA- und RMC-Nachrichten aus dem NMEA-Datenstrom eines GPS-Empfängers auf die UTC synchronisiert wird. Auf einen Interrupt durch eine CAN-Schnittstelle oder einen Triggereingang werden über einen privaten CAN-Bus Zeitstempel an den Fusionsrechner verschickt. Bei bekannter Latenzzeit und ausreichend geringem Jitter der Ankunftszeiten der Sensordaten im Fusionsrechner können die Zeitstempel-Botschaften zu den Sensordatenpaketen assoziiert werden. Für die einzelnen Datenpakete ist damit der Messzeitpunkt mit UTC-Bezug bekannt. Die SyncBox kam im Rahmen dieser Arbeit im Versuchsträger des driveU und an den Kreuzungen zum Einsatz. Für diese Arbeit wurde die Firmware um einen Modus erweitert, in dem die SyncBox als Taktquelle operiert und einen auf den PPS-Puls synchronisierten Takt ausgibt. Dieser Modus erlaubt eine Synchronisierung der Sensorik über alle beteiligten Systeme. Inertialsensorik und passive Umfeldsensorik können so zur Minimierung der Zustandsunsicherheit synchronisiert betrieben werden.

D.2 NTP

Für die Evaluierung der fahrzeugübergreifenden Informationsfusion ist die UTC-synchrone Aufzeichnung von Referenzdaten und Kommunikationsnachrichten wünschenswert, um Aufzeichnungen verschiedener Systeme auf einem System zusammenführen zu können. Hierzu muss der Aufzeichnung der Bezug der Rechneruhr zur UTC bekannt sein. Im Idealfall ist die Rechneruhr mit der UTC synchronisiert. Beim Einsatz von Linux als Betriebssystem des Messrechners ist der Einsatz eines NTP-Servers eine einfache Möglichkeit, dies zu tun. Bei Rechnern, die mit dem Internet verbunden sind, können NTP-Server direkt eingebunden werden. Es gibt eine Reihe freier Server. An Universitäten und bei einigen Firmen werden auch intern NTP-Server als Zeitquellen im Netzwerk betrieben. Im Fahrzeug ist während Versuchsfahrten der Zugriff auf einen Zeitserver im Internet nicht zuverlässig möglich. Hier gibt es zwei Möglichkeiten. Die eine Möglichkeit ist, einen dedizierten Zeitserver im Fahrzeug zu verbauen und an den Messrechner anzubinden. Die kostengünstigere Variante ist, den Fusionsrechner selbst als NTP-Server zu konfigurieren. Hierzu muss ein GPS-Empfänger an den Fusionsrechner angebunden sein. Für eine hochgenaue Synchronisation muss über das PPS-Signal des Receivers am Fusionsrechner ein Interrupt ausgelöst werden können[1]. Wird der Fahrzeugrechner über einen GPS-Empfänger als NTP-Server betrieben, so kann abhängig von der Satellitensichtbarkeit eine Zeitabweichung zwischen wenigen Millisekunden und einigen Mikrosekunden erreicht werden. Da der Standard-NTP-Dienst unter Linux für Server im stationären Betrieb ausgelegt ist, muss bei der Konfiguration darauf geachtet werden, dass bei Ausbleiben oder temporär erhöhtem Jitter des PPS-Pulses der Filter des NTP-Dienstes nicht divergieren kann. Mit der alternativen Implementierung des NTP-Dienstes chrony [chr16], ist es möglich, den Fusionsrechner in einer Garage vor einer Versuchsfahrt durch Verbindung mit einem stationären Zeitserver ausreichend präzise zu synchronisieren, wenn eine GPS-Verfügbarkeit dort nicht gegeben ist.

[1] Möglich ist dies beispielsweise über den Data Carrier Detect (DCD)-Pin der seriellen Schnittstelle, der zur Auslösung eines Interrupts vorgesehen ist. Zu beachten ist hierbei, dass die serielle Schnittstelle entweder direkt über das Mainboard oder eine Schnittstellenkarte genutzt wird. USB-Seriell-Wandler sind für die Zeitsynchronisation auf Grund der Latenzen des USB-Busses zur Verarbeitung des PPS-Signals nicht geeignet.

Abkürzungsverzeichnis

sim^{TD}	Sichere intelligente Mobilität Testfeld Deutschland 77
ABS	Antiblockiersystem 1
ACC	Adaptive Cruise Control xi
Aktiv	Adaptive und Kooperative Technologien für den Intelligenten Verkehr 77
BMWi	Bundesministerium für Wirtschaft und Energie 2
C2X	Car-to-X 2
CA	Constant Acceleration 40
CAM	Cooperative Awareness Message 77
CI	Covariance Intersection 3, 67, 151
cJPDA	cheap Joint Probabilistic Data Association 80
CPM	Cooperative Perception Message 101
CT	Constant Turn 40
CTRA	Constant Turn Rate and Acceleration 41, 133
CTRV	Constant Turn Rate and Velocity 41
CV	Constant Velocity 40
DCD	Data Carrier Detect 210
driveU	Daimler Research Institute for Vehicle Environment Perception at Ulm University 140
DSRC	Dedicated Short Range Communication 79
DST	Dempster-Shafer Theorie 81
ECEF	Earth Centered Earth Fixed 14
EIS	Ego Information Structure 101
EKF	Extended Kalman-Filter 52
ENU	East North Up 10
FCI	Fast Covariance Intersection 56, 71

FPFD	Forward-Prediction Fusion and Decorrelation 70
GAMMA-A	Galileo Receiver for Mass Market Applications in the Automotive Area 77
GENEVA	Galileo / EGNOS Enhanced Driver Assistance 77
GIDAS	German In-Depth Accident Study 136
GIMF	Generalized Information Matrix Fusion . 4, 63, 70, 129, 134, 150, 184
GNSS	Global Navigation Satellite System 78
GPS	Global Positioning System 12
I-FCI	Improved Fast Covariance Intersection .. 4, 56, 71, 129, 134, 150, 184
IMF	Information Matrix Fusion 63, 69
IMU	Inertial Measurement Unit 86
IT-FCI	Information Theoretic Fast Covariance Intersection 4, 129, 134, 150, 184
JPDA	Joint Probabilistic Data Association 49
Ko-FAS	Kooperative Fahrerassistenz ..... ix, 2
Ko-PER	Kooperative Perzeption ..... ix, 2
LLH	Latitude Longitude Height 12, 27
LMB	Labeled Multi Bernoulli 42
MDOT	Michigan Department of Transportation 75
MMI	Mensch Maschine Interface 166
MRM	Institut für Mess-, Regel- und Mikrotechnik der Universität Ulm 209
NED	North East Down 10
NEES	Normalized Estimation Error Squared 152
NGA	National Geospatial-Intelligence Agency 11
NIMA	National Imagery and Mapping Agency 11
NMEA	National Marine Electronics Association 10, 98
NN	Nearest Neighbor 3, 184
PDO	Perceived Dynamic Object 101
PED	Pedestrian 191
PI	*Partially Independent* 130
PSO	Perceived Static Object 101
RMSE	Root Mean Square Error 151, 152

RTK	Real Time Kinematik	86
S2G	Sensor-2-Global	129, 130, 134, 184
S2S	Sensor-2-Sensor	129, 130, 134, 184
SaCI	Sampling Covariance Intersection	4, 71, 129, 134, 150, 184
SCC	Simple Convex Combination	4, 129, 134, 150, 184
SCI	Split Covariance Intersection	67
SCIF	Split Covariance Intersection Filter	63, 71, 151
SJPDA	Suboptimal Joint Probabilistic Data Association	4, 52, 146, 184
TAI	Internationale Atomzeit	98
TCS	Tightly Coupled System	84
TTB	Time To Brake	168, 174
TTE	Time To Enter	168
TTL	Time To Leave	168
UKF	Unscented Kalman-Filter	52, 133
UT	Unscented Transformation	24, 28, 35, 94, 120, 123, 133, 205
UTC	Coordinated Universal Time	98
V2V	Vehicle-to-Vehicle	185
vCPM	Vehicle Cooperative Perception Message	179
VSC-A	Vehicle Safety Communications - Applications	77
WGS84	World Geodetic System of 1984	6

Symbolverzeichnis

Vektoren, Marizen und Skalare

$\boldsymbol{r}$	Position
$\boldsymbol{v}$	Geschwindigkeit
$\boldsymbol{a}$	Beschleunigung
Φ	Wankwinkel (engl. *roll*)
Θ	Nickwinkel (engl. *pitch*)
Ψ	Gierwinkel (engl. *yaw*)
$\dot{\Phi}$	Wankrate
$\dot{\Theta}$	Nickrate
$\dot{\Psi}$	Gierrate
$\boldsymbol{C}$	Drehmatrix (engl. *direction cosine matrix*)
$\boldsymbol{\Omega}$	schiefsymetrische Matrix (engl. *skew symetric matrix*)
$\boldsymbol{l}$	Hebelarm

Koordinatensystemkürzel

i	Inertialkoordinatensystem (engl. *inertial-frame*)
e	erdfestes Koordinatensystem (engl. *earth-frame*)
n	Navigationskoordinatensystem (engl. *navigation-frame*)
b	körperfestes Koordinatensystem (engl. *body-frame*)
M	IMU-Messzentrum
A	GNSS-Antennen-Messzentrum
I	INS-Messzentrum
K	Kommunikation (vordere Stoßstange)
F	Fahrzeug (z.B. Mittelpunkt der Hinterachse)
R	Referenzpunkt am beobachteten Objekt
O	Objekt (Sender)
E	Ego (Eigenfahrzeug)
L	Hebelarm (engl. *leverarm*)

ENU	Navigationskoordinatensystem (East North Up)
NED	Navigationskoordinatensystem (North East Down)
$ECEF$	kartesisches Erdkoordinatensystem
LLH	polares Erkoordinatensystem

WGS-84 Erdmodell

a_{84}	Große Halbachse des Ellipsoids
b_{84}	Kleine Halbachse des Ellipsoids
f_{84}	Abflachung des Ellipsoids
e_{84}	Exzentrizität des Ellipsoids
ω_{ie}	Erddrehrate
g	Erdbeschleunigung
Φ	geozentrischer Breitengrad
φ	geodätischer Breitengrad (engl. *Latitude*)
λ	Längengrad (engl. *longitude*)
R_N	Meridiankrümmungsradius (engl. *meridian radius of curvature*)
R_E	Querkrümmungsradius (engl. *transverse radius of curvature*)

Polarkoordinaten

θ	Azimuth
ϕ	Inklination
r	Radius

Zustandsschätzung

$\boldsymbol{x}$	Systemzustand
$\hat{\boldsymbol{x}}$	Erwartungswert des Systemzustands
$\boldsymbol{P}$	Kovarianzmatrix des Systemzustands
$\boldsymbol{I}$	Informationsmatrix (Inverse der Kovarianzmatrix)
$\boldsymbol{z}$	Messung
$\boldsymbol{v}$	Systemrauschen
$\boldsymbol{Q}$	Kovarianz des Systemrauschens
$\boldsymbol{w}$	Messrauschen
$\boldsymbol{R}$	Kovarianz des Messrauschens
$\boldsymbol{K}$	Kalman-Gain
$\boldsymbol{\nu}$	Messresiduum(Innovation)
$\boldsymbol{S}$	Innovationskovarianz
$\boldsymbol{\Phi}$	Transitionsmatrix

$\boldsymbol{H}$	Messmatrix
σ	Standardabweichung
$p(\boldsymbol{x})$	Wahrscheinlichkeitsdichte
$p(\boldsymbol{x}\|\boldsymbol{y})$	bedingte Wahrscheinlichkeitsdichte
$\mathcal{N}(\boldsymbol{x}; E\{\boldsymbol{x}\}, Var\{\boldsymbol{x}\})$	Normalverteilung von $\boldsymbol{x}$ mit dem Erwartungswert $E\{\boldsymbol{x}\}$ und der Kovarianzmatrix $Var\{\boldsymbol{x}\}$
$\mathcal{U}\{a, b\}$	Diskrete Gleichverteilung auf dem Intervall $[a \dots b]$

Zeitbezug

$\boldsymbol{x}(k)$	Zustand im Zeitschritt k
$\boldsymbol{x}(k+1)$	Zustand im Zeitschritt $k+1$
$\hat{\boldsymbol{x}}(k\|k)$	Fusionsergebnis im Zeitschritt k
$\hat{\boldsymbol{x}}(k+1\|k)$	Prädiktion aus dem Zeitschritt k in den Zeitschritt $k+1$
$\hat{\boldsymbol{x}}(t_i\|t_i)$	Fusionsergebnis zum Zeitpunkt t_i
$\hat{\boldsymbol{x}}(t_f\|t_i)$	Prädiktion vom Zeitpunkt t_i auf den Zeitpunkt t_f

Track-2-Trackfusion

$\boldsymbol{P}_{ij}$	Track-Kreuzkovarianz
$\boldsymbol{P}^i$	stochastisch unabhängiger Anteil der Kovarianz
$\boldsymbol{P}^d$	stochastisch abhängiger Anteil der Kovarianz
$\boldsymbol{P}_{PI}$	Kovarianzmatrix mit stochastisch unabhängigen Teilzuständen
ω_i	Gewicht des Zustands i bei der Fusion mit der Covariance Intersection
$\mathcal{C}(p_1, p_2)$	Chernoff-Information
$\mathcal{D}(p_1, p_2)$	Kullback-Leibler-Divergenz

Kovarianz-Transformation

$f(\boldsymbol{x})$	nichtlineare Funktion
$\boldsymbol{J}$	Jacobimatrix
$\boldsymbol{\chi}$	Sigma-Punkt
$\boldsymbol{W}$	Gewicht zur Kombination von Sigma-Punkten
κ	Designparameter der Unscented Transformation

Assoziation

ρ	Schwellwert für ein Gating
n_{MHD}	Dimension des Messresiduums
d_{MHD}	Mahalanobis-Distanz

α	Irrtumswahrscheinlichkeit
$\boldsymbol{\Omega}$	Gating-Matrix
P_D	Detektionswahrscheinlichkeit
$\boldsymbol{A}_C$	Assoziationskostenmatrix
$\boldsymbol{A}$	Assoziationmatrix (Ergebnis eines Assoziationsalgorithmus)
i	Index eines Tracks
j	Index einer Messung
a_{ij}	Attraktivität der Assoziation der Messung j zu einem Track i
a_{0j}	Attraktivität der Assoziation der Messung j zum Dummy-Track
a_{i0}	Attraktivität der Assoziation des Tracks i zur Dummy-Messung
c_{ij}	Kosten der Assoziation der Messung j zu einem Track i
μ_j	Aktueller Preis der Messung j
λ_i	Profit der Zuordnung einer Messung j zum Track i
λ_i^*	höchster Profit
$\lambda_i^{''}$	zweithöchster Profit
j^*	Index der Messung mit dem höchsten Profit
a_{ij}^*	Attraktivität der Assoziation der Messung j zu einem Track i mit dem höchsten Profit
b_{ij}^*	Gebot des Tracks i für die Messung j
ϵ	Relaxationsparameter
θ_{ij}	Zuordnung des Tracks i zur Messung j
$\boldsymbol{\theta}$	Zuordnungshypothese
$\mathcal{L}(\theta_{ij}\|\boldsymbol{v}_{ij})$	Likelihood der Zuordnung θ_{ij} für das Messresiduum $\boldsymbol{v}_{ij}$
β_{ij}	Zuordnungsgewicht des Tracks i zur Messung j
L_i	Liste aller für Track i validierten Messungen
L_j	Liste aller Tracks für die Messung j validiert wurde
L_t	Liste aller Tracks, die sich mit Track t eine Messung teilen
B	Konstante abhängig von der Clutterdichte

Literatur

Verwendete Literatur

[akt10] aktiv: *Aktiv Ergebnisbericht*. Online; Stand 5. September 2016. 2010. URL: `www.aktiv-online.org`.

[ANL07] Ammoun, S; Nashashibi, F und Laurgeau, C: *Crossroads risk assessment using GPS and inter-vehicle communications*. In: *IET Intelligent Transport Systems*, Band 1, Nr. 2, Seiten 95–101, 2007.

[Bar81] Bar-Shalom, Y.: *On the track-to-track correlation problem*. In: *IEEE Transactions on Automatic Control*, Band 26, Nr. 2, Seiten 571–572, 1981.

[Bar87] Bar-Shalom, Y.: *Tracking and data association*. Academic Press Professional, Inc., 1987.

[BB00] Bar-Shalom, Y. und Blair, W.D.: *Multitarget-Multisensor Tracking: Applications and Advances*. Band III. Artech House, 2000.

[BB88] Blom, H. und Bar-Shalom, Y.: *The interacting multiple model algorithm for systems with Markovian switching coefficients*. In: *IEEE Transactions on Automatic Control*, Band 33, Nr. 8, Seiten 780–783, 1988.

[Ber88] Bertsekas, D.: *The auction algorithm: A distributed relaxation method for the assignment problem*. In: *Annals of operations research*, Band 14, Nr. 1, Seiten 105–123, 1988.

[BF09] Barth, A. und Franke, U.: *Estimating the driving state of oncoming vehicles from a moving platform using stereo vision*. In: *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, Band 10, Nr. 4, Seiten 560–571, 2009.

[BF10] Barth, A. und Franke, U.: *Tracking oncoming and turning vehicles at intersections*. In: *Proceedings of the 13th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems*, Seiten 861–868, 2010.

[BKR+12] Brigham, K.; Kumar, V.; Rao, Nageswara S.; Liu, Q. und Wang, X.: *On state fusers over long-haul sensor networks*. In: *IEEE Conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems*, Seiten 95–100, 2012.

[BL93] Bar-Shalom, Y. und Li, X.-R.: *Estimation and Tracking - Principles, Techniques, and Software*. In: *Norwood, MA: Artech House, Inc, 1993.* 1993.

[BL95] Bar-Shalom, Y. und Li, X.R.: *Multitarget-multisensor tracking: principles and techniques*. In: *Storrs, CT: University of Connecticut*, 1995.

[BLK01] Bar-Shalom, Y.; Li, X.-R. und Kirubarajan, T.: *Estimation with Applications To Tracking and Naviation*. Band 1. John Wiley & Sons, Inc., 2001.

[BMM00] Bronstejn, I.; Musiol, G. und Mühlig, H.: *Taschenbuch der Mathematik*. 5., überarb. und erw. Aufl., Deutsch, 2000.

[BP99] Blackman, S. und Popoli, R.: *Design and Analysis of Modern Tracking Systems*. Artech House Publishers, 1999.

[BRG+16] Beard, M.; Reuter, S.; Granström, K. u. a.: *Multiple Extended Target Tracking With Labeled Random Finite Sets*. In: *IEEE Transactions on Signal Processing*, Band 64, Nr. 7, Seiten 1638–1653, 2016.

[BWT11] Bar-Shalom, Y.; Willett, P. und Tian, X.: *Tracking and Data Fusion*. YBS Publishing, Storrs, CT, USA, 2011.

[CDF07] Chen, J.; Deutschle, S. und Fuerstenberg, K.: *Evaluation methods and results of the INTERSAFE intersection assistants*. In: *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, Seiten 142–147, 2007.

[Cho79] Chong, C.-Y.: *Hierarchical estimation*. In: *Proc. MIT/ONR Workshop on C3*, 1979.

[chr16] chrony: *chrony*. Online; Stand 5. September 2016. 2016. URL: `http://chrony.tuxfamily.org/`.

[CHZZ08] Chen, J.; Han, J.; Zhang, Z. und Zhang, X.: *Track fusion with incomplete covariance information*. In: *IPI*, Band 1, Nr. 1, Seite 1, 2008.

[CK11] Catala-Prat, A. und Koster, F.: *Object level fusion and tracking strategies for modeling driving situations*. In: *IEEE International Conference on Vehicular Electronics and Safety*, Seiten 205–210, 2011.

[DB93] Dezert, J. und Bar-Shalom, Y.: *Joint probabilistic data association for autonomous navigation*. In: *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Band 29, Seiten 1275–1286, 1993.

[DDP+94] Drosdowski, G.; D., Baer; P., Fritzsche u. a.: *Duden, Das Große Fremdwörterbuch*. Dudenverlag, 1994.

[DIN94] DIN: *DIN 70.000 - Fahrzeugdynamik und Fahrverhalten - Begriffe*. 1994.

[DWR+14] Deusch, H.; Wiest, J.; Reuter, S. u. a.: *Multi-Sensor Self-Localization Based on Maximally Stable Extremal Regions*. In: *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, 2014.

[ECD13] El Zoghby, N.; Cherfaoui, V. und Denoeux, T.: *Optimal object association from pairwise evidential mass functions*. In: *IEEE Conference on Information Fusion*, Seiten 774–780, 2013.

[ECD14] El Zoghby, N.; Cherfaoui, V. und Denoeux, T.: *Evidential distributed dynamic map for cooperative perception in VANets*. In: *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, Seiten 1421–1426, 2014.

[ETS10a] ETSI: *ETSI EN 302 665 Intelligent Transport Systems (ITS); Communication Architecture*. 2010.

[ETS10b] ETSI: *ETSI TS 102 637-3: Intelligent Transport Systems (ITS); Vehicular Communication; Basic Set of Applications; Part 3: Specifications of Decentralised Environmental Notification Basic Service*. 2010.

[ETS11] ETSI: *ETSI TS 102 637-2: Intelligent Transport Systems (ITS); Vehicular Communication; Basic Set of Applications; Part 2: Specification of Cooperative Awareness Basic Service*. 2011.

[ETS13a] ETSI: *ETSI TS 101 539-1: Intelligent Transport Systems (ITS);V2X Applications;Part 1: Road Hazard Signalling (RHS) application requirements specification*. 2013.

[ETS13b] ETSI: *ETSI TS 101 539-3: Intelligent Transport Systems (ITS); V2X Applications; Part 3: Longitudinal Collision Risk Warning (LCRW) application requirements specification*. 2013.

[EWE+13] von Eycken, J.; Wenzel, A.; Enkelmann, W. u. a.: *Deliverable D5.5 – Teil B-3 TP5-Abschlussbericht – Teil B-3 Technische Bewertung*. Techn. Ber. simTD, 2013.

[Fa11] Fuerstenberg, K. und et al: *INTERSAFE2 - Cooperative Intersection Safety - D1.2 Final Report*. Techn. Ber. SICK AG, 2011.

[FB99] Farrell, J. und Barth, M.: *The global positioning system and inertial navigation*. Band 61. McGraw-Hill New York, 1999.

[FBS80] Fortmann, T.E.; Bar-Shalom, Y. und Scheffe, M.: *Multi-target tracking using joint probabilistic data association*. In: *IEEE Conference on Decision and Control including the Symposium on Adaptive Processes*, Seiten 807–812, 1980.

[FH05] Fraenken, D. und Huepper, A.: *Improved fast covariance intersection for distributed data fusion*. In: *IEEE Conference on Information Fusion*, 2005.

[GID16] GIDAS. Online; Stand 5. September 2016. 2016. URL: `www.gidas.org`.

[Gro08] Groves, P.: *Principles of GNSS, inertial and multisensor integrated navigation systems*. Artech House, 2008.

[Her13] Herrmann, R.: *Kollisionswarnung im urbanen Straßenverkehr auf Basis einer probabilistischen Situationsanalyse*. Dissertation, Universität Carolo-Wilhelmina zu Braunschweig, 2013.

[HKS05] Hillenbrand, J.; Kroschel, K. und Schmid, V.: *Situation assessment algorithm for a collision prevention assistant*. In: *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, Seiten 459–465, 2005.

[HL01] Hall, D. und Llinas, J.: *Handbook of Multisensor data fusion*. CRC press, 2001.

[HSK06] Hillenbrand, J.; Spieker, A. und Kroschel, K.: *Efficient Decision Making for a Multi-Level Collision Mitigation System*. In: *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, Seiten 460–465, 2006.

[Hur02] Hurley, Michael B: *An information theoretic justification for covariance intersection and its generalization*. In: *Information Fusion, 2002. Proceedings of the Fifth International Conference on*. Band 1, Seiten 505–511. IEEE, 2002.

[ISO11] ISO: *ISO 8855:2011 Road vehicles - Vehicle dynamics and road-holding ability - Vocabulary*. 2011.

[JU04] Julier, S. und Uhlmann, J.: *Unscented filtering and nonlinear estimation*. In: *Proceedings of the IEEE*, Band 92, Nr. 3, Seiten 401–422, 2004.

[JU97a] Julier, S. und Uhlmann, J.: *A new extension of the Kalman filter to nonlinear systems*. In: *Int. symp. aerospace/defense sensing, simul. and controls*, Seiten 3–2, 1997.

[JU97b] Julier, S. und Uhlmann, J.: *A non-divergent estimation algorithm in the presence of unknown correlations*. In: *IEEE American Control Conference*, Seiten 2369–2373, 1997.

[JUD95] Julier, S.; Uhlmann, J. und Durrant-Whyte, H.: *A new approach for filtering nonlinear systems*. In: *American Control Conference*, Seiten 1628–1632, 1995.

[KAE+11] Karagiannis, G.; Altintas, O.; Ekici, E. u. a.: *Vehicular networking: A survey and tutorial on requirements, architectures, challenges, standards and solutions*. In: *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, Seiten 584–616, 2011.

[Kal60] Kalman, R.: *A new approach to linear filtering and prediction problems*. In: *Journal of Fluids Engineering*, Band 82, Nr. 1, Seiten 35–45, 1960.

[Käm07] Kämpchen, N.: *Feature level fusion of laser scanner and video data for advanced driver assistance systems*. Dissertation, 2007.

[Kas13] Kasper, D.: *Erkennung von Fahrmanövern mit objektorientierten Bayes-Netzen in Autobahnszenarien*. Dissertation, Eberhard Karls Universität Tübingen, 2013.

[KC11] Kavathekar, P. und Chen, Y.: *Vehicle platooning: A brief survey and categorization*. In: *ASME International Design Engineering Technical Conferences and Computers and Information in Engineering Conference*, Seiten 829–845, 2011.

[KFD04] Kämpchen, N.; Fuerstenberg, K. und Dietmayer, K.: *Ein Sensorfusionssystem für automotive Sicherheits-und Komfortapplikationen*. In: *Aktive Sicherheit durch Fahrerassistenz*, 2004.

[KKSS10] Kanazawa, F.; Kanoshima, H.; Sakai, K. und Suzuki, K.: *Field operational tests of Smartway in Japan*. In: *IATSS research*, Band 34, Nr. 1, Seiten 31–34, 2010.

[KN05] Kiencke, U. und Nielsen, L.: *Automotive Control Systems: For Engine, Driveline, and Vehicle*. Springer, 2005.

[Koc14] Koch, W.: *Tracking and Sensor Data Fusion*. Springer., 2014.

[Kro11] Kroschel, K.: *Statistische Informationstechnik: Signal-und Musterer-kennung, Parameter-und Signalschätzung*. Springer, 2011.

[LB04] Lanzkron, P. und Bar-Shalom, Y: *A two-step method for out-of-sequence measurements*. In: *IEEE Aerospace Conference*, 2004.

[LB96] Li, X.-R. und Bar-Shalom, Y.: *Multiple-model estimation with variable structure*. In: *IEEE Transactions on Automatic Control*, Band 41, Nr. 4, Seiten 478–493, 1996.

[Li12] Li, H.: *Cooperative perception: Application in the context of outdoor intelligent vehicle systems*. Dissertation, Ecole Nationale Supérieure des Mines de Paris, 2012.

[LJ03] Li, X.-R. und Jilkov, V.: *Survey of maneuvering target tracking. Part I. Dynamic models*. In: *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Band 39, Nr. 4, Seiten 1333–1364, 2003.

[LN12] Li, H. und Nashashibi, F.: *Multi-vehicle cooperative localization using indirect vehicle-to-vehicle relative pose estimation*. In: *IEEE Conference on Vehicular Electronics and Safety*, Seiten 267–272, 2012.

[LN13] Li, H. und Nashashibi, F.: *Cooperative multi-vehicle localization using split covariance intersection filter*. In: *IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine*, Band 5, Nr. 2, Seiten 33–44, 2013.

[LNL+13] Li, H.; Nashashibi, F.; Lefaudeux, B.; Pollard, E. u. a.: *Track-to-Track Fusion Using Split Covariance Intersection Filter-Information Matrix Filter (SCIF-IMF) for Vehicle Surrounding Environment Perception.* In: *16th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems*, 2013.

[LNY13] Li, H.; Nashashibi, F. und Yang, M.: *Split Covariance Intersection Filter: Theory and Its Application to Vehicle Localization.* In: *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, Band 14, Nr. 4, Seiten 1860–1871, 2013.

[Lun08] Lunze, Jan: *Regelungstechnik 1: Systemtheoretische Grundlagen, Analyse und Entwurf einschleifiger Regelungen.* 7., Springer, 2008.

[LW05] Lutz, H. und Wendt, W.: *Taschenbuch der Regelungstechnik.* Band 6.te erweiterte Auflage. Harri Deutsch, 2005.

[Mah07] Mahler, R.: *Statistical Multisource-Multitarget Information Fusion.* Artech House Inc., Norwood, 2007.

[Mäh09] Mählisch, M.: *Filtersynthese zur simultanen Minimierung von Existenz-, Assoziations- und Zustandsunsicherheiten in der Fahrzeugumfelderfassung mit heterogenen Sensordaten.* Dissertation, Universiät Ulm, 2009.

[MCH11] Miller, I.; Campbell, M. und Huttenlocher, D.: *Efficient unbiased tracking of multiple dynamic obstacles under large viewpoint changes.* In: *IEEE Transactions on Robotics*, Band 27, Nr. 1, Seiten 29–46, 2011.

[MDO13] MDOT: *International Survey of Best Practices in Connected and Automated Vehicle Technologies.* In: 2013.

[Mei15] Meißner, D.: *Intersection-Based Road User Tracking Using a Classifying-Multiple-Model PHD Filter.* Dissertation, Universiät Ulm, 2015.

[MSN00] Morioka, Y.; Sota, T. und Nakagawa, M.: *An anti-car collision system using GPS and 5.8 GHz inter-vehicle communication at an off-sight intersection.* In: *IEEE Vehicular Technology Conference*, 2000.

[Mun11] Munz, M.: *Generisches Sensorfusionsframework zur gleichzeitigen Zustands- und Existenzschätzung für die Fahrzeugumfelderkennung.* Dissertation, Universität Ulm., 2011.

[Mun12] Muntzinger, M.: *Zustandsschätzung mit chronologisch ungeordneten Sensordaten für die Fahrzeugumfelderfassung.* Dissertation, 2012.

[MW99] Merziger, Gerhard und Wirth, Thomas: *Repetitorium der höheren Mathematik.* 4. Aufl., Binomi, 1999.

[NGN12] Naujoks, F.; Grattenthaler, H. und Neukum, A.: *Zeitliche Gestaltung effektiver Fahrerinformationen zur Kollisionsvermeidung auf der Basis kooperativer Perzeption.* In: Dietmayer, K.; Bengler, K.; Färber, B. u. a. (Herausgeber): *8. Workshop Fahrerassistenzsysteme – FAS 2012*, Darmstadt: Uni-DAS e.V., 2012.

[NGN13a] Naujoks, F.; Grattenthaler, H. und Neukum, A.: *Auswirkungen von Spezifität und Zeitpunkt früher Fahrerinformationen zur Kollisionsvermeidung in urbanen Szenarien.* In: *55. Tagung experimentell arbeitender Psychologen (TeaP), Wien*, 2013.

[NGN13b] Naujoks, F.; Grattenthaler, H. und Neukum, A.: *Fahrerseitiger Unterstützungsbedarf in drohenden Verkehrskonfliktszenarien und Wirksamkeitsuntersuchung frühzeitiger Fahrerinformationen basierend auf kooperativer Umfelderfassung.* In: *Proceedings of the 10. Berliner Werkstatt Mensch-Maschine-Systeme, Berlin: ZMMS*, Seiten 397–407, E. Brandenburg, L.Doria, A.Gross, T. Günzler. H. Smieszek, 2013.

[NGN15] Naujoks, F.; Grattenthaler, H. und Neukum, A.: *Effectiveness of advisory warnings based on cooperative perception.* In: Band 9, Seiten 606–617, 2015.

[NHT11a] NHTSA: *Vehicle Safety Communication - Applcations (VSC-A): Final Report.* Techn. Ber. NHTSA, 2011.

[NHT11b] NHTSA: *Vehicle Safety Communication - Applcations (VSC-A): Final Report Appendix 2 Communications and Positioning.* Techn. Ber. NHTSA, 2011.

[Nie02] Niehsen, W.: *Information fusion based on fast covariance intersection filtering.* In: *IEEE Conference on Information Fusion*, 2002.

[NIM97] NIMA: *Department of Defense World Geodetic System 1984.* National Imagery und Mapping Agency (früher NGA), 1997.

[NN14] Naujoks, F. und Neukum, A.: *Timing of in-vehicle advisory warnings based on cooperative perception.* In: *Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Europe Chapter Annual Meeting*, 2014.

[OM11] Ohl, S. und Maurer, M.: *A contour classifying kalman filter based on evidence theory.* In: *IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems*, 2011.

[ORW+10] Overbeck, M.; Rohmer, G.; Wasle, E. u. a.: *Galileo receiver for Mass Market Applications in the automotive area.* In: *ESA Workshop on Satellite Navigation Technologies and European Workshop on GNSS Signals and Signal Processing*, 2010.

[PDK+13] Petrich, D.; Dang, T.; Kasper, D.; Breuel, G. und Stiller, C.: *Map-based Long Term Motion Prediction for Vehicles in Traffic Environments.* In: *16th International IEEE Annual Conference on Intelligent Transportation Systems The Hague, The Netherlands*, Seiten 2166–2172, 2013.

[PER14] Ko-PER: *Ko-PER Kommunikations-Nachrichten.* Online; Stand 5. September 2016. 2014. URL: `http://ko-fas.de/files/abschluss/ko-per-spezifische_nachrichtenformate_oeffentlich.zip`.

[Rhé08] Rhéaume F.and Benaskeur, A.: *Forward prediction-based approach to target-tracking with out-of-sequence measurements.* In: *IEEE Conference on Decision and Control*, Seiten 1326–1333, 2008.

[RKD11] Rauch, A.; Klanner, F. und Dietmayer, K.: *Analysis of V2X communication parameters for the development of a fusion architecture for cooperative perception systems.* In: *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, Seiten 685–690, 2011.

[RKRD12] Rauch, A.; Klanner, F.; Rasshofer, R. und Dietmayer, K.: *Car2x-based perception in a high-level fusion architecture for cooperative perception systems.* In: *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, Seiten 270–275, 2012.

[RMKD13] Rauch, A.; Maier, S.; Klanner, F. und Dietmayer, K.: *Inter-vehicle object association for cooperative perception systems.* In: *IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems*, Seiten 893–898, 2013.

[RP93] Roecker, J.A. und Phillis, G.L.: *Suboptimal joint probabilistic data association.* In: *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Band 29, Nr. 2, Seiten 510–517, 1993.

[SAE14] SAE: *Dedicated Short Range Communications (DSRC) message set dictionary.* Online; Stand 5. September 2016. SAE International. 2014. URL: `http://www.sae.org/standardsdev/dsrc`.

[Sch13] Schindler, A.: *Vehicle self-localization with high-precision digital maps.* In: *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, Seiten 141–146, 2013.

[SD14] Seeliger, F. und Dietmayer, K.: *Inter-Vehicle Information-Fusion with Shared Perception Information.* In: *IEEE Intelligent Transportation Systems Conference*, 2014.

[sim09] simTD: *sim^{TD} - Sichere intelligente Mobilität Testfeld Deutschland - Deliverable D 21.4.* Techn. Ber. 2009. URL: `http://www.simtd.de`.

[SMB13] Schendzielorz, T.; Mathias, P. und Busch, F.: *Infrastructure-based vehicle maneuver estimation at urban intersections.* In: *IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems*, Seiten 1442–1447, 2013.

[Spe79] Speyer, J.: *Computation and transmission requirements for a decentralized linear-quadratic-Gaussian control problem.* In: *IEEE Transactions on Automatic Control*, Band 24, Nr. 2, Seiten 266–269, 1979.

[SR09] Shooter, C. und Reeve, J.: *INTERSAFE-2 architecture and specification.* In: *IEEE Conference on Intelligent Computer Communication and Processing*, Seiten 379–386, 2009.

[SRW08] Schubert, R.; Richter, E. und Wanielik, G.: *Comparison and evaluation of advanced motion models for vehicle tracking.* In: *IEEE Conference on Information Fusion*, 2008.

[Stü04] Stüker, D.: *Heterogene Sensordatenfusion zur robusten Objektverfolgung im automobilen Straßenverkehr.* Dissertation, Universität Oldenburg, 2004.

[SUS08] Strandén, L.; Uhlemann, E. und Ström, E. G.: *State of the art survey of wireless vehicular communication projects.* In: 2008.

[SWBH12] Schueler, K.; Weiherer, T.; Bouzouraa, E. und Hofmann, U.: *360 degree multi sensor fusion for static and dynamic obstacles.* In: *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, Seiten 692–697, 2012.

[SWP+14] Seeliger, F.; Weidl, G; Petrich, D. u. a.: *Advisory Warnings Based on Cooperative Perception.* In: *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, 2014.

[TB08] Tian, X. und Bar-Shalom, Y.: *Sliding window test vs. single time test for track-to-track association.* In: *IEEE Conference on Information Fusion*, 2008.

[TB09] Tian, X. und Bar-Shalom, Y.: *Track-to-track fusion configurations and association in a sliding window.* In: *J. Adv. Inf. Fusion*, Band 4, Nr. 2, Seiten 146–164, 2009.

[TB10] Tian, X. und Bar-Shalom, Y.: *On algorithms for asynchronous Track-to-Track Fusion.* In: *IEEE Conference on Information Fusion*, 2010.

[TBC10] Tian, X.; Bar-Shalom, Y. und Chen, G.: *A no-loss covariance intersection algorithm for track-to-track fusion.* In: *SPIE Defense, Security, and Sensing*, 2010.

[TBY+11] Tian, X.; Bar-Shalom, Y.; Yuan, T. u. a.: *A generalized information matrix fusion based heterogeneous track-to-track fusion algorithm.* In: *SPIE Defense, Security, and Sensing*, 2011.

[TCG+05] Tischler, K.; Clauss, M.; Guenter, Y. u. a.: *Networked environment description for advanced driver assistance systems.* In: *IEEE Intelligent Transportation Systems*, Seiten 785–790, 2005.

[TDG11] Tamke, A.; Dang, T. und G., Breuel: *A flexible method for criticality assessment in driver assistance systems.* In: *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, 2011.

[TH05] Tischler, K. und Hummel, B.: *Enhanced environmental perception by inter-vehicle data exchange*. In: *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, Seiten 313–318, 2005.

[Tis13] Tischler, K.: *Informationsfusion für die kooperative Umfeldwahrnehmung vernetzter Fahrzeuge*. Dissertation, Karlsruher Institut für Technologie, 2013.

[Tsu02] Tsugawa, S.: *Inter-vehicle communications and their applications to intelligent vehicles: an overview*. In: *IEEE Intelligent Vehicle Symposium*. Band 2, 564–569 vol.2, 2002.

[TV07] Tischler, K. und Vogt, H.: *A sensor data fusion approach for the integration of negative information*. In: *IEEE Conference on Information Fusion*, 2007.

[TVL+11] Thomaidis, G.; Vassilis, K.; Lytrivis, P. u. a.: *Target tracking and fusion in vehicular networks*. In: *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, Seiten 1080–1085, 2011.

[Van04] Van Der Merwe, Rudolph: *Sigma-point Kalman filters for probabilistic inference in dynamic state-space models*. Dissertation, Oregon Health & Science University, 2004.

[WB12] Weidl, G. und Breuel, G.: *Overall Probabilistic Framework for Modeling and Analysis of Intersection Situations*. In: *16th Int. Forum on Advanced Microsystems for Automotive Applications*, Seiten 257–268, 2012.

[WB95] Welch, G. und Bishop, G.: *An introduction to the Kalman filter*. 1995.

[WD07] Wender, S. und Dietmayer, K.: *Extending Onboard Sensor Information by Wireless Communication*. In: *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, Seiten 535–540, 2007.

[Wei11] Weiss, T.: *Hochgenaue Positionierung und Kartographie mit Laserscannern für Fahrerassistenzsysteme*. Dissertation, Universität Ulm, 2011.

[Wen07] Wendel, J.: *Integrierte Navigationssysteme : Sensordatenfusion, GPS und Inertiale Navigation*. 1. Aufl., Oldenbourg, 2007.

[Wen08] Wender, S.: *Multisensorsystem zur erweiterten Fahrzeugumfelderfassung*. Dissertation, 2008.

[WL12] Wang, Y. und Li, X.R.: *Distributed Estimation Fusion with Unavailable Cross-Correlation*. In: *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Band 48, Nr. 1, Seiten 259–278, 2012.

[WSP+13] Weidl, G.; Singhal, V.; Petrich, D. u. a.: *Collision Risk Prediction and Warning at Road Intersections using an Object Oriented Bayesian Network*. In: *5th International Conference Automotive-UI 13*, Seiten 270–277, 2013.

Eigene Veröffentlichungen

[SD14] Seeliger, F. und Dietmayer, K.: *Inter-Vehicle Information-Fusion with Shared Perception Information.* In: *IEEE Intelligent Transportation Systems Conference*, 2014.

[SWP+14] Seeliger, F.; Weidl, G; Petrich, D. u. a.: *Advisory Warnings Based on Cooperative Perception.* In: *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, 2014.

[BBD+14] Breuel, G.; Brunsmann, U.; Dietmayer, K. u. a.: *Fahrerassistenz und präventive Sicherheit mittels kooperativer Perzeption, Partnerübergreifender Schlussbericht.* Techn. Ber. Ko-PER, 2014. URL: `http://ko-fas.de/files/19-S-9022_Ko-PER_partneruebergreifender-Schlussbericht.pdf`.

[GDS+14] Graf, R.; Deusch, H.; Seeliger; F. Fritzsche, M. und Dietmayer, K.: *A Learning Concept for Behavior Prediction at Intersections.* In: *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, 2014.

[SMS+14] Strigel, E.; Meißner, D.; Seeliger, F.; Wilking, B. und Dietmayer, K.: *The Ko-PER Intersection Laserscanner and Video Dataset (Extended Abstract).* In: *IEEE Intelligent Transportation Systems Conference*, 2014.

Betreute studentische Arbeiten

[Luo10] Luo, Y.: *Implementierung einer mikrocontroller-basierten Steuer- und Mess-Lösung mit Webinterface*. Studienarbeit, Universität Ulm, Institut für Mess-, Regel- und Mikrotechnik, 2010.

[Wan12] Wang, Yanrong: *Trackfusionsmethoden für fahrzeugübergreifende Informationsfusionssysteme*. Masterarbeit, Universität Ulm, Institut für Mess-, Regel- und Mikrotechnik, 2012.





ISBN 978-3-941543-35-5

e-ISBN 978-3-941543-36-2