

Henning Ritter

Fußgängererkennung und Situationsanalyse mit 24 GHz Radarsensoren



Cuvillier Verlag Göttingen
Internationaler wissenschaftlicher Fachverlag



Fußgängererkennung
und Situationsanalyse
mit 24 GHz Radarsensoren





Fußgängererkennung und Situationsanalyse mit 24 GHz Radarsensoren

Vom Promotionsausschuss der
Technischen Universität Hamburg-Harburg
zur Erlangung des akademischen Grades
Doktor-Ingenieur
genehmigte Dissertation

von
Henning Ritter

aus
Geesthacht

2013



Bibliografische Information der Deutschen Nationalbibliothek

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

1. Aufl. - Göttingen: Cuvillier, 2013

Zugl.: (TU) Hamburg-Harburg, Univ., Diss., 2013

978-3-95404-377-4

1. Gutachter: Prof. Dr. rer.nat. Dr. h.c. Hermann Rohling

2. Gutachter: Prof. Dr.-Ing. Rolf Kraemer

Tag der mündlichen Prüfung: 04.03.2013

© CUVILLIER VERLAG, Göttingen 2013

Nonnenstieg 8, 37075 Göttingen

Telefon: 0551-54724-0

Telefax: 0551-54724-21

www.cuvillier.de

Alle Rechte vorbehalten. Ohne ausdrückliche Genehmigung des Verlages ist es nicht gestattet, das Buch oder Teile daraus auf fotomechanischem Weg (Fotokopie, Mikrokopie) zu vervielfältigen.

1. Auflage, 2013

Gedruckt auf säurefreiem Papier

978-3-95404-377-4



Vorwort

Es ist eine große Bereicherung, vier Jahre an einer Universität forschen, arbeiten und lehren zu dürfen. Die Vielfältigkeit der Aufgaben übertraf meine Erwartungen und bot unbeschränkte Möglichkeiten zur eigenen Weiterbildung. Das Klima an einer Hochschule ist ein besonderes. Neben der Kontinuität der sich wiederholenden Vorlesungen und Semester herrscht beständige Aufbruchstimmung in Forschungsprojekten, bei Absolventen sowie auch bei den Studienanfängern. Dieser frische Wind ist einzigartig und hat mich stets motiviert. Allen Unterstützern dieser Arbeit spreche ich meinen herzlichen Dank aus. Es können nur wenige namentlich genannt werden.

Für die wissenschaftliche Betreuung bei meiner Dissertation möchte ich mich bei Prof. Dr. Hermann Rohling bedanken. Auf seine Initiative hin habe ich das Thema Fußgängererkennung am Institut aufgenommen und neben Projekten mit der Industrie bearbeiten dürfen. Weiterhin bedanke ich mich bei Prof. Dr. Rolf Kraemer und Prof. Dr. Ernst Brinkmeyer für das Interesse an meiner Arbeit und die Übernahme des Zweitgutachtens bzw. des Prüfungsvorsitzes.

Auch meinen Kollegen, allen Mitarbeitern sowie den Studenten am Institut, gilt großer Dank. Hilfreiche Diskussionen, tatkräftige Unterstützung und das besonders gute Arbeitsklima haben mir große Freude bereitet. Mit Markus Böhning, Christof Möller und Stephan Müller habe ich in unterschiedlichen Projekten viele Untersuchungen und Messungen gemeinsam durchführen dürfen. Ich danke Euch für die hervorragende Teamarbeit und unvergessliche Erlebnisse.



Besonderer Dank gilt meiner Familie. Meine Eltern und mein Bruder Stephan unterstützen mich liebevoll auf meinem ganzen Lebensweg und geben mir Rückhalt. Meiner Frau Lena danke ich in Bezug auf diese Arbeit speziell für die zusätzliche Geduld und Zeit, die sie mir geschenkt hat. Auch unseren beiden Söhnen Noah und Jonah gilt Dank. Jede Ablenkung zum Spielen hat mir Freude bereitet und mich danach noch darin bestärkt die Dissertation voranzutreiben. Vielen Dank!

Lübeck, März 2013

Henning Ritter



Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	1
2	Anwendungsgebiete für 24 GHz Radarsensoren	5
2.1	Radarsensoren für Kraftfahrzeuge	6
2.2	Geländeüberwachung mit Radarsensoren	10
2.3	Aufgabenstellung	13
3	24 GHz Radarsensorik	19
3.1	Messgrößen	21
3.1.1	Entfernungsmessung	22
3.1.2	Radiale Geschwindigkeit	22
3.1.3	Empfangsamplitude	24
3.1.4	Azimutwinkel	24
3.2	Sendesignalformen	29
3.2.1	Pulsradar	30
3.2.2	Puls-Doppler-Radar	32
3.2.3	Monofrequentes Radar	34
3.2.4	Linear frequenzmoduliertes Radar	35
3.2.5	Frequenzumtastendes Meßverfahren	37
3.2.6	Linear modulierte Frequenzumtastung	39
3.3	Zieldetektion	40
3.3.1	CA-CFAR	42
3.3.2	CAGO-CFAR	43
3.3.3	OS-CFAR	44



3.4	Clusterbildung	46
3.5	Tracking	47
4	Fußgängererkennung mit 24 GHz Radarsensoren	53
4.1	Modellbildung	56
4.1.1	Reflexionsmodell eines Fußgängers	57
4.1.2	Reflexionsmodell eines Kraftfahrzeuges	65
4.2	Radarsimulation	66
4.2.1	Simulation von Entfernungsprofilen (Bandbreite)	67
4.2.2	Simulation von Dopplerspektren (Time-on-Target)	68
4.3	Messtechnische Validierung	71
4.3.1	Entfernungsprofile	73
4.3.2	Dopplerspektren	74
4.4	Signalmerkmale für den Klassifikationsprozess	77
4.4.1	Entfernungsprofilbreite	79
4.4.2	Dopplerprofilbreite	83
4.4.3	Empfangsamplitude	87
4.5	Klassifikationsergebnisse	89
4.5.1	Klassifikationsergebnisse für die radiale Ausdehnung	90
4.5.2	Klassifikationsergebnisse für das Geschwindigkeitsprofil	90
4.5.3	Klassifikationsergebnisse für die Empfangsamplitude	91
4.5.4	Klassifikationsergebnisse bei Merkmalskombination	92
4.5.5	Klassifikationsergebnisse auf Trackebene	93
5	Situationsanalyse mit 24 GHz Radarsensoren	97
5.1	Testfahrzeug	98
5.1.1	Radarsensoren	99
5.1.2	Sensoren zur Messung der Eigenbewegung	102
5.1.3	Verarbeitungsprogramm	103
5.2	Abbildung der Eigenbewegung	104
5.3	Objekttrajektorien	106
5.3.1	Bewegungskompensation	107
5.3.2	Laterale Geschwindigkeit von Objekten	110



5.3.3	Güte von Objekttrajektorien	116
5.4	Abbildung von Situationen	118
5.5	Quantitative Beschreibung der Kollisionsgefahr	121
5.5.1	Simulation	125
5.5.2	Auswertung von Messdaten	127
6	Zusammenfassung	131
	Anhang	135
A	Puls-Doppler-Radar	135
B	Signalverarbeitungskette	139
B.1	Rohdaten	141
B.2	Verstärkungs- und Phasenkorrektur	142
B.3	Überführung in den Spektralbereich	144





Kapitel 1

Einleitung

Der technische Fortschritt hat in den letzten einhundert Jahren das Leben der Menschen in den Industrieländern revolutioniert. Heute finden wir Technik in allen Bereichen des Alltags. Eine wichtige technische Errungenschaft, die aus dem Leben der meisten Menschen nicht mehr wegzudenken ist, ist das Automobil. Im Jahr 2010 waren bei einer Einwohnerzahl von ca. 68 Mio. volljährigen Bundesbürgern über 41 Mio. Personenkraftwagen zugelassen [Bun10a]. Statistisch gesehen teilten sich also nur 1,7 Erwachsene ein Auto. Die Tendenz ist steigend. Die fast unbegrenzte Mobilität bringt nicht nur Annehmlichkeiten mit sich. Mit der stetig steigenden Zahl der zugelassenen Fahrzeuge stieg bis 1970 ebenso die Zahl der getöteten Verkehrsteilnehmer. Das Sicherheits- und Gesundheitsbewußtsein der Menschen rückt in den letzten Jahrzehnten immer mehr in den Vordergrund. Dies ist auch an der Entwicklung der Sicherheitssysteme in Kraftfahrzeugen zu sehen, die in ihrer über 125 jährigen Geschichte eine enorme Wandlung vollzogen haben (Abbildung 1.1). Zunächst kamen in den 70er Jahren passive Systeme wie Sicherheitsgurte und Kopfstützen auf den Markt [BS03]. Die Anzahl der in Deutschland getöteten Verkehrsteilnehmer nahm infolgedessen von 21332 im Jahr 1970 auf 15050 im Jahr 1980 rapide ab, obwohl der Bestand an Fahrzeugen im gleichen Zeitraum um über 50% anstieg [Bun10b]. Bremsleuchten sind eine frühe Form der aktiven und elektronischen Sicherheitssysteme. Die Serieneinführung von Antiblockiersystemen (ABS) und Airbags bei den großen Automobilherstellern in den 80er Jahren brachte erneut einen enormen Sicherheitsvorteil und half mit, die Anzahl der Verkehrstoten weiter sinken zu lassen. Im Jahr 2010 sind 3648 Menschen in Deutsch-



Abbildung 1.1: Benz Patent-Motorwagen 1 von 1886

land bei Verkehrsunfällen getötet worden. Die Sicherheit im Automobil ist heute sehr hoch, doch bei der Sicherheit im Straßenverkehr, z.B. für Fußgänger, gibt es noch enorm viel Verbesserungspotential.

In den Anfängen der Technik gab es kaum oder gar keine Sensoren. Der Bediener einer Maschine übernahm die Aufgaben der Sensorik, steuerte und regelte alle notwendigen Einstellungen selbst. Heute begegnen uns Sensoren in fast allen technischen Produkten und nehmen uns Aufgaben ab oder erhöhen die Bedienungssicherheit. Wollen wir in unser Auto einsteigen und öffnen dazu die Autotür, geht wie selbstverständlich die Innenraumbeleuchtung an. Ein einfacher Schalter in der Türzarge ist der Sensor, der das Öffnen der Tür erkennt und uns die Aufgabe des Einschaltens abnimmt. Beim Starten des Motors überwachen Sensoren die Abgase und den Tankfüllstand.

In dieser Arbeit geht es um Radarsensoren. Autofahrer schätzen kontinuierlich Entfernung und Geschwindigkeit, allerdings mit einer sehr limitierten Genauigkeit. Radarsensoren unterstützen den Autofahrer und messen die Objektparameter mit hoher Genauigkeit. Aufgrund ihrer geringen Baugröße sind sie sehr einfach in Automobilen zu integrieren. Längst haben Radarsensoren Einzug in die Modelle der Oberklasse aller großen Automobilherstel-

ler gehalten. Dort bedienen sie heute Funktionen wie die automatische Abstandsregelung (ACC) und den Spurwechsellassistenten (SWA). In diesen Anwendungen werden die gemessene Objektentfernung und die -geschwindigkeit ausgewertet. Der Einsatz ist für einfache Verkehrssituationen auf Autobahnen ausgerichtet. Eine detaillierte Situationsanalyse ist in diesem Fall nicht erforderlich.

Die Sensoren sind derzeit in den meisten Einsatzfällen jeweils ausschließlich für eine Funktion zuständig und sie messen nur die für die Applikation notwendigen Daten. Der ACC-Radarsensor beispielsweise abstrahiert die Zielinformationen so weit, dass er nur noch Befehle zum Gasgeben und Abbremsen an die Motorsteuerelektronik übermittelt. Es werden lediglich die Parameter aus dem Empfangssignal des Radarsensors extrahiert, welche für die Applikation unmittelbar benötigt werden. Das minimiert den technischen Aufwand, unterbindet aber die gewinnbringende Ausnutzung der Parameter auch in anderen Assistenzfunktionen. An dieser Stelle besteht großes Potential für Verbesserungen, denn im Empfangssignal eines Radarsensors sind viele bisher ungenutzte Parameter enthalten, die durch geschickte Prozessierung extrahiert werden können. Zwei Erweiterungen werden behandelt, die eine wichtige Grundlage für den Einsatz von radarbasierten Komfort- und Sicherheitssystemen im komplexen und unübersichtlichen Stadtverkehr bilden. Zum einen handelt es sich um die automatische Objekterkennung von Fußgängern und Fahrzeugen, zum anderen wird eine umfangreiche Situationsanalyse vorgestellt. Durch Extraktion aller im Radarrückstreusignal verfügbaren Merkmale wird ein weitaus detaillierteres digitales Abbild der Umwelt erstellt, als es bisher in Anwendungen der Fall ist. Ohne die Sensorik selbst zu verändern, können damit neue Funktionen bedient werden. Dem Messvektor $y(k)$ werden neben den üblichen Messgrößen eines Radarsensors, bestehend aus Objektentfernung r , radialer Objektgeschwindigkeit v_r und Azimutwinkel φ , auch die Klassenzugehörigkeit *Fahrzeug* oder *Fußgänger* und weitere die Verkehrssituation beschreibende Merkmalswerte angehängt.



Kapitel 2

Anwendungsgebiete für 24 GHz Radarsensoren

Die Radartechnik blickt auf eine über 100-jährige Geschichte zurück. Damals beschäftigte sich Christian Hülsmeier mit der Frage, wie die Schifffahrt bei schlechter Sicht sicherer gemacht werden könnte. Seine Lösung war das erste Radargerät der Welt. Im April 1904 meldete Hülsmeier seine Erfindung zum Patent an [Hül04] und führte schon am 18. Mai 1904 an der Hohenzollernbrücke am Rhein der Öffentlichkeit ein von ihm Telemobiloskop genanntes Gerät vor [Hol02]. Das Telemobiloskop war in der Lage, sich nähernde Schiffe durch ein Klingeln im Empfänger zu signalisieren und wurde von einer Batterie mit elektrischer Energie versorgt. Das Telemobiloskop war um 360° drehbar und es konnte daher auch die Richtung bestimmen, aus der das beobachtete Schiff kam.

Heute sind 24 GHz Radarsensoren ein kostengünstiges Serienprodukt und werden z.B für automatische Türöffner genutzt. Sich auf die Tür zubewegende Personen und Gegenstände werden erkannt und eine Tür rechtzeitig automatisch geöffnet. Diese Aufgabe kann mit einfachen monofrequenten Dopplersensoren gelöst werden, welche ausschließlich bewegte Ziele in ihrem Beobachtungsbereich auf ihre radiale Geschwindigkeit zum Radar hin vermessen. Diese Sensoren sind weder in der Lage Entfernungen zu messen, noch diese zu schätzen. Nach gleichem Prinzip arbeiten auch einfache Radarpistolen (Abbildung 2.1), mit denen die Geschwindigkeit von reflektierenden Objekten sehr präzise vermessen

werden kann. Dopplersensoren blenden nicht bewegte Ziele aus, was für die genannten Einsatzzwecke von großem Vorteil ist.



Abbildung 2.1: Radarpistole zur Vermessung der radialen Geschwindigkeit

Die Miniaturisierung der Elektronik und die Verfügbarkeit von leistungsfähigen aber kostengünstigen digitalen Signalprozessoren machte in den letzten 20 Jahren die Entwicklung von kleinen Radarsensoren mit eigener integrierter Signalverarbeitung möglich. Für den Betrieb benötigen diese ausschließlich eine externe Energieversorgung. Die intelligenten Sensoren bestimmen nicht nur die Position und relative Geschwindigkeit von Objekten, sondern führen auch das Tracking selbständig durch. Hierbei werden bei der Beobachtung eines Objektes die zeitlich aufeinanderfolgenden Zielmeldungen als Bewegungsspur gesammelt. Die entstehenden Ziel- und Tracklisten werden an die Applikationen über einen Datenbus weitergereicht. Durch die universelle Einsetzbarkeit steigt die Verbreitung im Automobilbereich und zahlreichen anderen Aufgabenfeldern, wie der Geländeüberwachung, stetig an.

2.1 Radarsensoren für Kraftfahrzeuge

In Kraftfahrzeugen werden heute Radarsensoren für verschiedene Aufgaben genutzt. Menschen können sowohl die Entfernung zu anderen Fahrzeugen oder Objekten im Straßenverkehr als auch deren Geschwindigkeit nur sehr ungenau schätzen. Diese Tatsache ist Ursache für viele Auffahrunfälle. Radarsensoren spielen hier ihre Stärken aus. Sie können

2.1. RADARSENSOREN FÜR KRAFTFAHRZEUGE

die fehlenden Parameter präzise vermessen und leiten sie an die Fahrerassistenz- und Sicherheitssysteme weiter.

Gegenüber den klassischen Anwendungsgebieten in der Luft- und Schifffahrt stellt die Beobachtung des Straßenverkehrs eine besondere Herausforderung an die Sensorik dar. Die große Anzahl von Objekten auf engem Raum im Sichtbereich führt zu vielen Detektionen im Sensor. Diese Szenarien werden als Mehrzielsituationen bezeichnet. Der Radarsensor muss in der Lage sein, alle Ziele zu detektieren und voneinander zu trennen. Das kann über eine hohe Entfernungs- und Geschwindigkeitsauflösung sowie mit speziellen Sendesignalformen [RM08] und dem Tracking erreicht werden. Weiterhin werden im Automobilbereich eine kurze Messzeit sowie die wirksame Unterdrückung von falschen Detektionen gefordert.

Die Reichweite von Automobilradaren beginnt bei 50 m für Kurzbereichsradare und geht bis zu 250 m für Weitbereichsradare. Die Kurzbereichsradare haben dabei einen viel breiteren Sichtbereich von typischerweise $\pm 25^\circ$ gegenüber den Weitbereichsradaren mit Öffnungswinkeln von typischerweise $\pm 10^\circ$. Von der Applikation hängt es ab, welcher Sensortyp eingesetzt werden kann. Weitbereichstypen sind hauptsächlich für den Einsatz auf Autobahnen gedacht und kommen beim ACC zum Einsatz. Auch die Messung des horizontalen Winkels (Azimutwinkel) ist für den Einsatz im Automobil wichtig. Die Entfernung und der Azimutwinkel zum Objekt sind vollständige Polarkoordinaten und beschreiben eine eindeutige Position in der Ebene. Erst mit dieser Messgröße kann z.B. die Zuordnung der Fahrspur zu einem bewegten Objekt durchgeführt werden.

Die automatische Abstandsregelung (ACC) war die erste serienreife Anwendung verkehrsbeobachtender Radarsensoren in Automobilen und war zunächst ausschließlich für die Nutzung auf Autobahnen konzipiert. 1997 brachte Toyota den ersten abstandsgeregelten Tempomaten im Lexus LS auf den japanischen Markt. Ein Radarsensor im Kühlergrill vermisst die Position und relative Geschwindigkeit aller vorausfahrenden Fahrzeuge und führt mit dem integrierten Objekttracking auch eine Fahrspurzuordnung der Objekte durch. Als Eingangsgröße für das Tracking empfängt der ACC-Radarsensor die Eigengeschwindigkeit, den Lenkwinkel und den Kurvenradius des eigenen Fahrzeuges. Diese zusätzlichen Messgrößen sind zur Schätzung der Fahrspur notwendig.

Automobilradare bewegen sich mit dem Fahrzeug durch den Verkehr. Das beobachtete Gebiet und damit die ortsfesten Ziele verändern sich daher ebenso dynamisch wie die bewegten Ziele. An das Tracking stellt die Bewegungsüberlagerung des eigenen Fahrzeuges und der bewegten Objekte daher eine große Herausforderung. Das Beobachterkoordinatensystem bewegt sich von Messung zu Messung in dem Weltkoordinatensystem. Für eine Situationsanalyse, bei der nicht die relative Bewegung der Objekte gegenüber dem eigenen Fahrzeug, sondern ihre tatsächliche Fahrspur über der Straße beschrieben werden soll, ist daher die Eigenbewegung aus der Objektspur abzuziehen [BRMR09]. Von Messung zu Messung muss die gesamte Historie der Fahrspur eines Objektes auf das neue Beobachtungskoordinatensystem umgerechnet werden. Fehler bei der Bestimmung der Eigenbewegung summieren sich so mit der Zeit auf. Die Beschreibung des absoluten Fahrweges ist daher nur über einen gewissen zurückliegenden Zeitraum sinnvoll. Für eine Situationsanalyse im Straßenverkehr durch Radarsensoren werden nur wenige Messungen benötigt, während welcher die Eigenbewegung hinreichend genau bestimmt werden kann.

Neben der oben beschriebenen Geschwindigkeitsregelung sind bereits weitere radarbasierte Applikationen in Serienfahrzeugen der Ober- und gehobenen Mittelklasse erhältlich. Auch der Spurwechselassistent (SWA) ist hauptsächlich für Landstraßen und Autobahnen gedacht. Er arbeitet mit zwei Radarsensoren im Heck des Fahrzeuges und überwacht damit den seitlichen und rückwärtigen Bereich (toter Winkel). Kommen andere Verkehrsteilnehmer von hinten zum Überholen näher, so dass ein Ausscheren nicht angeraten ist, warnt das eigene Fahrzeug durch Signalleuchten im Außenspiegel.

Aktive und radarbasierte Sicherheitssysteme für den innerstädtischen Verkehr sind noch nicht auf dem Markt erhältlich. Die Automobilfirmen haben aber bereits Prototypen des Linksabbiegeassistenten vorgestellt. Ein Radarsensor oder eine Kamera überwacht den entgegenkommenden Verkehr und bestimmt den Zeitpunkt der Vorbeifahrt. Setzt der Fahrer des abbiegenden Fahrzeuges den Blinker und will in die Kurve lenken oder aus dem Stand mit eingeschlagener Lenkung Gas geben, wird eine Warnung ausgegeben (Abbildung 2.2). Der innerstädtische Verkehr ist sehr viel komplexer digital zu erfassen verglichen mit den Situationen auf Landstraßen und vor allem auf Autobahnen. Es befinden sich hier auch Fahrradfahrer und Fußgänger mit ganz anderen Bewegungsmustern im Verkehrsgeschehen. Auch dichter Gegenverkehr, zahlreiche Richtungs- und Geschwindigkeitswechsel, sowie

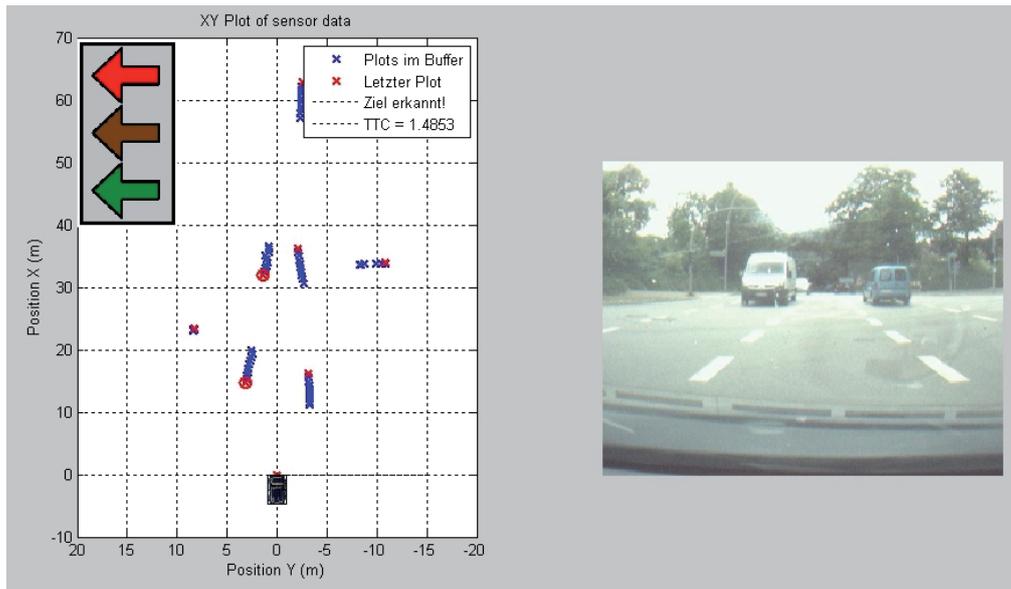


Abbildung 2.2: Demonstrationsapplikation Linksabbiegeassistent im TUHH Testfahrzeug mit Beispielszene

scharfe Abzweigungen machen die Erfassung schwerer. Die Fusion homogener und heterogener Sensormessdaten ist dabei der nächste Entwicklungsschritt.

Der Notbremsassistent beobachtet mit einem Radarsensor den vorausfahrenden Verkehr. Bei Kollisionsgefahren wird der Fahrer gewarnt und bei der Bremsung unterstützt [MRR06b, NVOM08]. Eine gefährliche Auffahrsituation wird durch die Fahrspurzuordnung und anhand hoher Relativgeschwindigkeit zu anderen Verkehrsteilnehmern erkannt. In diesem Fall warnt das System den Fahrer akustisch oder mit einem kurzen Bremsruck und baut vorbereitend Druck in den Bremsleitungen auf, um die Reaktionszeit des Bremsystems zu verkürzen. Betätigt der Fahrer daraufhin die Bremse wird der Bremsdruck automatisch so nachgeregelt bzw. verstärkt, dass ein Unfall vermieden oder die Geschwindigkeit des Aufpralls optimal verringert wird. Desweiteren können vor einem Aufprall durch diese Sicherheitsfunktion Maßnahmen automatisch durchgeführt werden, die etwaige Unfallfolgen verringern. Dazu zählen z.B. das Straffen der Anschnallgurte, das Schließen von Fenstern und Schiebedach und das Aufstellen von Kopfstützen. Zu bemerken ist, dass der Notbremsassistent immer auf eine aktive Bremsreaktion durch den Fahrer wartet und nicht eigenständig das Fahrzeug abbremst.

Eine Weiterentwicklung des Notbremsassistenten stellen die Sicherheitsfunktionen unter dem Überbegriff Pre-Crash dar. Pre-Crash-Systeme (PCS) sollen vor (Front-Pre-Crash), hinter (Rear-Pre-Crash) und neben (Side-Pre-Crash) dem Auto die Verkehrssituation überwachen und schon vor dem Aufprall die Unausweichlichkeit eines Unfalles vorhersagen. Aktuatoren wie z.B. Außenairbags können – vor einem Unfall aufgeblasen – die Wucht des Aufpralls für die besonders leicht verletzlichen Fußgänger stark mindern. Dafür muss der Radarsensor in der Lage sein, die Ziele in seinem Sichtbereich zu klassifizieren. Stand der Technik ist die Klassifikation in ortsfeste und bewegte Ziele.

2.2 Geländeüberwachung mit Radarsensoren

Der Serieneinsatz von Radarsensoren im Automobilbereich und die damit verbundenen großen Stückzahlen haben die kleinen Geräte sehr günstig werden lassen. Deshalb erschließen sich auch ganz neue Märkte, die mit Radarsensorik bedient werden können. Ein wichtiges Beispiel ist die Geländeüberwachung mit Radarsensoren [MRM07]. Rollfelder von Flughäfen, große Parkplätze und offene Grenzen sind einige der zahlreichen Möglichkeiten. Auch in dieser Anwendung ist die Erkennung und das Tracking von Fußgängern von besonderem Interesse. Prinzipiell kann ein Automobilradarsensor auch direkt und ohne Änderungen zur Geländeüberwachung genutzt werden. Sehr hohe radiale Geschwindigkeiten, wie sie beim Entgegenkommen von zwei Fahrzeugen auf Landstraßen vorkommen, sind in dieser Anwendung aber nicht zu erwarten. Aus diesem Grunde können die Sensoren über längere Beobachtungsdauern für eine Messung mit einer höheren Geschwindigkeitsauflösung getrimmt werden. Die Entscheidung, ob Antennen mit einem kleinen Öffnungswinkel, aber großer Reichweite oder Antennen mit einem breiten Öffnungswinkel und geringerer Reichweite eingesetzt werden, hängt wiederum ausschließlich von der Geometrie des zu überwachenden Bereiches ab. Für langgezogene Areale, zum Beispiel Landesgrenzen, kann die Anzahl der notwendigen Radarsensoren verringert werden, wenn diese in größeren Abständen zueinander aufgestellt werden. Für die gesamte flächige Abdeckung von Parkplätzen ist wiederum der Einsatz von Nah- oder Mittelbereichssensoren mit breiter Antennenkeule geeignet.

2.2. GELÄNDEÜBERWACHUNG MIT RADARSENSOREN



Abbildung 2.3: TUHH Demonstrator für die Überwachung eines Fußweges

Die Beobachtung von ausgedehnten Bereichen kann nicht mit einem einzelnen Sensor abgedeckt werden. Daher kommen Netzwerke aus Sensoren zum Einsatz, welche synchron zueinander messen und ihre Ziellisten an einen Zentralrechner weiterleiten. Die Gesamtgröße des überwachten Gebietes ist dabei ausschließlich von der Anzahl der eingesetzten Sensoren abhängig und kann beliebig skaliert werden. Die Beobachtungsbereiche der einzelnen Sensoren überlappen sich und ermöglichen damit eine durchgängige Zielverfolgung über das gesamte überwachte Gebiet. An der Technischen Universität Hamburg-Harburg wurde ein Demonstrator aus drei miteinander vernetzten Mittelbereichssensoren aufgebaut, die einen Fußgängerweg zwischen zwei Häusern beobachten. Abbildung 2.3 zeigt einen Teil des überwachten Bereiches und zwei an der Hauswand installierte Sensoren. Alle Messdaten werden an einen Computer weitergeleitet, der das Tracking durchführt und die Tracks auf einer digitalen Karte darstellt (vgl. Abbildung 2.4).

Besonders die Allwettertauglichkeit ist ein großer Vorteil von Radarsensoren gegenüber optischen Systemen. Weder Dunkelheit noch Niederschlag schränken die Detektionsfähigkeit oder Messgenauigkeit von Radarsensoren signifikant ein. Gerade bei schlechten Wetterbedingungen, bei denen automatische Systeme notwendig sind, steigt bei videobasierten Überwachungssystemen die Fehldetektionswahrscheinlichkeit deutlich an.

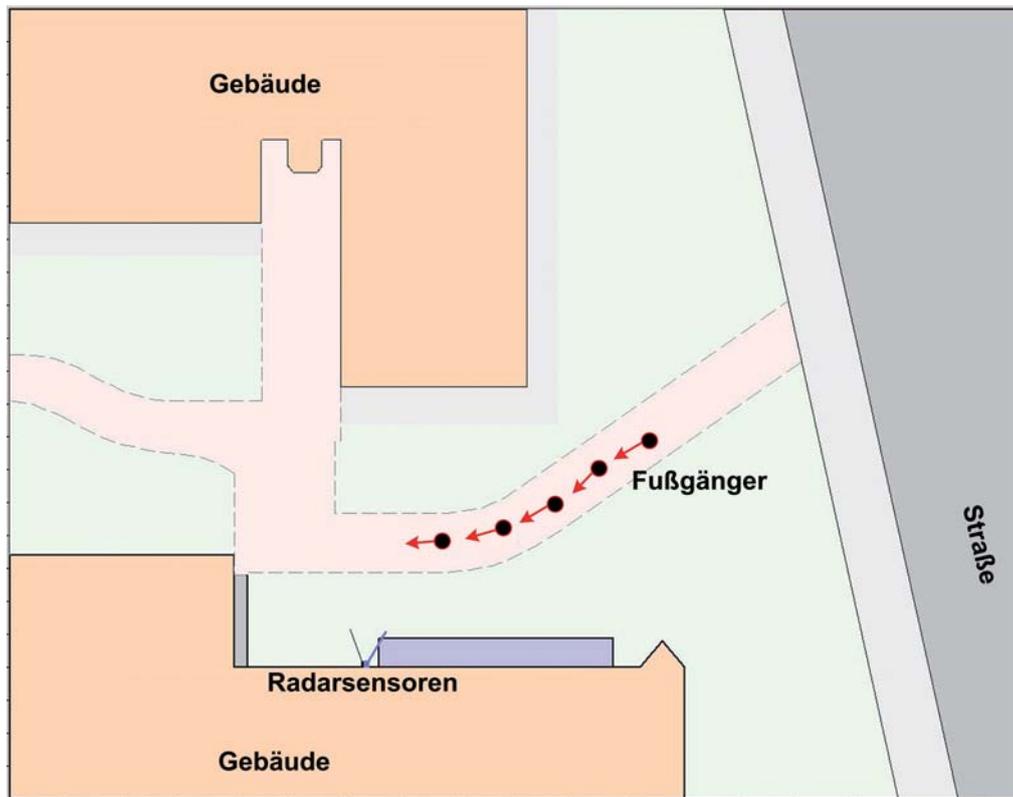


Abbildung 2.4: Grafische Darstellung des Bewegungspfades eines Fußgängers

Eine Kombination von Radar- und optischen Sensoren ist eine sinnvolle Erweiterung bei der Geländeüberwachung. Die Fußgängererkennung im Radarsensor vermeidet Fehlalarme. Erst wenn ein Verdachtsmoment durch die Analyse der Radarmessdaten besteht oder eine Sicherheitszone unerlaubt betreten wurde, schaltet das System eine Videokamera hinzu, die automatisch und auf Basis der präzisen Positionsinformationen vom Radarsensor in die richtige Richtung ausgerichtet und der entsprechende Bildausschnitt mit dem Fußgänger durch optische Vergrößerung gewählt wird. Dieses Vorgehen minimiert auch die Datenflut, welche bei vollständiger Aufzeichnung von Videostreamen entsteht.

Für den Straßenverkehr wird die Nutzung von Radarsensoren an Fußgängerüberwegen vorgeschlagen und es gibt bereits erste Produkte am Markt [Par11]. Ein Radarsensor überwacht die Wartezonen an Ampeln und den Überweg in Grünphasen und ist in der Lage, die Ampelschaltung zeitlich zu optimieren. Eine Zielklassifikation kann auch in dieser Anwendung Fehlalarme vermeiden. Zur Optimierung des Verkehrsdurchsatzes wird eine Grünpha-

se für Fußgänger vorzeitig beendet, wenn alle die Straße überquert haben. An Fußgängerüberwegen können bei Detektion von überquerenden Personen blinkende Warnleuchten für den Straßenverkehr automatisch eingeschaltet werden. Aber auch die Beobachtung der sich nähernden Fahrzeuge in Verbindung mit optischen und akustischen Warnungen ist sinnvoll und erhöht die Sicherheit.

2.3 Aufgabenstellung

Subjektiv nehmen wir den Straßenverkehr als weniger gefährlich wahr, als er in Wirklichkeit ist. Jedes Jahr sterben auf deutschen Straßen mehrere tausend Menschen in Folge eines Verkehrsunfalles [Bun10a]. Auf technischer Ebene muss alles getan werden, um die Sicherheit zu erhöhen und dabei Risiken zu mindern. Radarsensoren spielen wegen ihrer Allwettertauglichkeit und Robustheit eine wichtige Rolle. Zwar sind die Zahlen der getöteten Verkehrsteilnehmer erfreulicherweise seit Jahren rückläufig, dennoch sterben laut dem Statistischen Bundesamt in Deutschland jeden Tag durchschnittlich mehr als 10 Menschen und über 1000 werden verletzt. In Abbildung 2.5 wird die Anzahl der verletzten und getöteten Verkehrsteilnehmer in Deutschland von 1970 bis 2009 grafisch dargestellt. Der deutliche Anstieg der Verkehrstoten im Jahr 1990 läßt sich dadurch erklären, dass ab diesem Zeitpunkt die neuen Bundesländer mit in die Statistik eingehen. Auffällig ist auch, dass die Anzahl der getöteten Menschen deutlich schneller sinkt als die Anzahl der Verletzten. Das ist nicht zuletzt eine Folge des immer dichter werdenden Verkehrs mit daraus resultierenden minder schweren Unfällen bei niedrigeren Geschwindigkeiten. Im Jahr 2009 waren in Deutschland laut dem Statistischen Bundesamt über 50 Millionen Kraftfahrzeuge (KFZ) zugelassen [Bun10a].

Als Hauptursachen für Unfälle mit Personenschäden im Jahr 2009 werden in [Bun10b] *Fehler beim Abbiegen, Wenden, Rückwärtsfahren, Ein- und Anfahren* (18%) sowie die *Missachtung der Vorfahrt bzw. des Vorranges* (17%) genannt. Für diese Fehler gibt es bisher keine den Fahrer unterstützenden Applikationen. Auf Radarmessdaten basierende Sicherheits- und Assistenzfunktionen könnten in Zukunft das Fahren genau in diesen Verkehrssituatio-

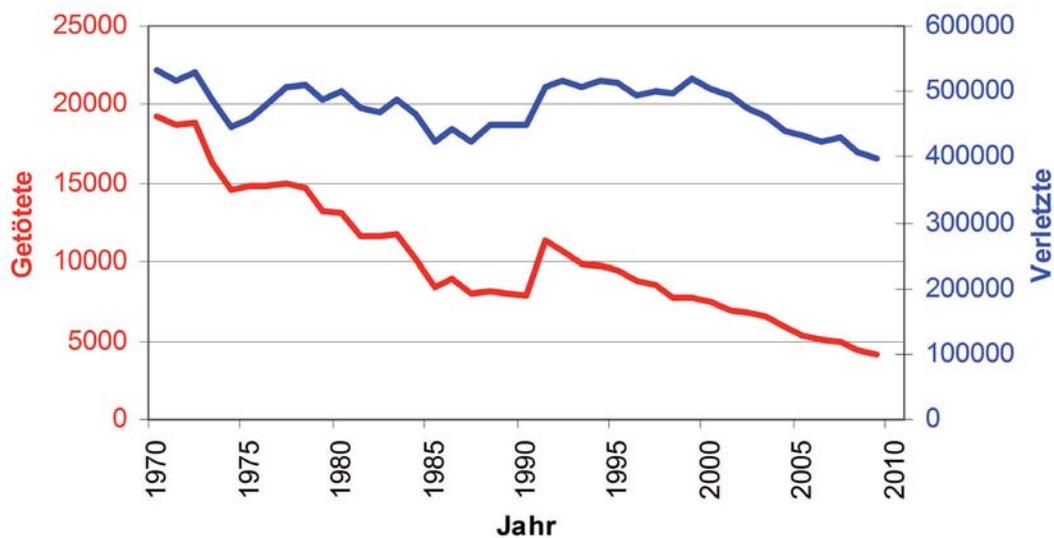


Abbildung 2.5: Getötete und Verletzte Personen bei Verkehrsunfällen in Deutschland von 1970-2009 [Bun10b]

nen sicherer machen. Dafür muss gegenüber heutigen Systemen das Manövrieren mit in die Betrachtung einbezogen werden. Eine genauere Beschreibung der Verkehrssituation auf Messdatenbasis ist erforderlich.

Aus Abbildung 2.6 wird deutlich, dass auf Autobahnen, für welche heutige Fahrerassistenzsysteme typischerweise entwickelt werden, nur ein kleiner Anteil aller Verunglückten Schaden nimmt. Die meisten Personen wurden im Jahr 2009 innerorts verletzt oder getötet. Die Zahl der getöteten Verkehrsteilnehmer war mit knapp 60 % außerorts ohne Bundesautobahnen (BAB) am höchsten. Es werden also den Unfall verhindernde und die Unfallfolgen lindernde aktive Sicherheitssysteme für den innerstädtischen Bereich und Landstraßen dringend benötigt.

Die präzise Messung von Objektentfernung, Azimutwinkel und relativer Geschwindigkeit unter allen Wetterbedingungen und in Mehrzielsituationen in ihrem Sichtbereich beherrschen aktuelle Radarsensoren für den Automobilbereich bereits heute. Die verschiedenen in den vorigen Kapiteln vorgestellten Applikationen im Kraftfahrzeug und in anderen An-

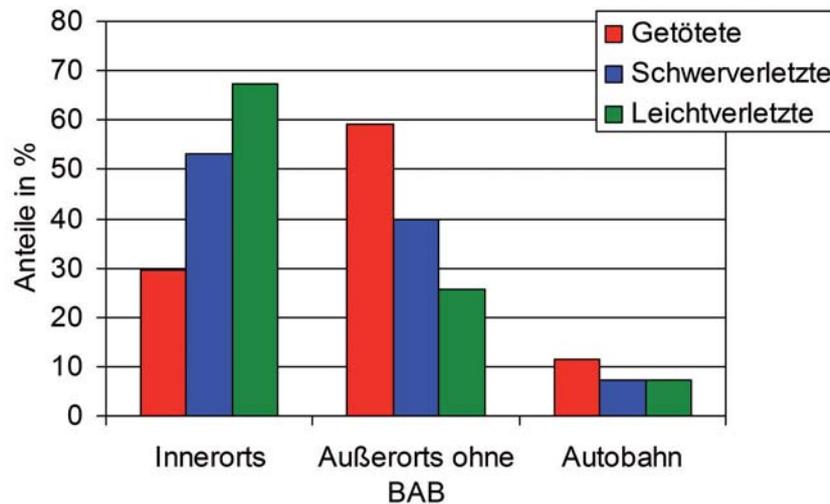


Abbildung 2.6: Verunglückte Verkehrsteilnehmer in Deutschland nach Ortslage in 2009 (Daten aus [Bun10b])

wendungen treffen auf Basis der Detektionen und Tracks Entscheidungen. Allerdings haben diese Anwendungen gemeinsam, dass sie keine sicherheitsrelevanten Entscheidungen selbst treffen und auch nicht Aktuatoren dauerhaft auslösen. So wird der Fahrer vom Bremsassistenten vor einem Auffahrunfall gewarnt, nicht aber die Bremse automatisch bis zum Stillstand betätigt. Hier muss der Fahrer erst selbst die Situation bewerten, entscheiden und durch Betätigung des Bremspedals agieren, bevor die Automatik den Bremsdruck wiederum optimal an die Situation anpasst. Die Systeme sind außerdem ausschließlich für einfachere Fahrsituationen auf Autobahnen oder Landstraßen gedacht. Diese Szenarien sind gekennzeichnet durch große, seichte Kurvenradien und im Falle der Autobahnen gibt es keinen Gegenverkehr.

Die Besonderheiten von Stadtverkehr und Landstraßen gegenüber Autobahnen sind zum einen die hohe Dynamik in der Bewegung, aber zum anderen auch die unterschiedlichen Verkehrsteilnehmer. Fußgänger bewegen sich ganz anders als Fahrzeuge, sie können spontan ihre Richtung wechseln. Dafür ist bei Autos mit viel höheren Geschwindigkeiten und längeren Wegen zum Abbremsen zu rechnen. Die Anforderungen an die nächste Generation der Radarsensoren, vor allem an die Signalverarbeitung, sind hoch. In den Empfangssig-

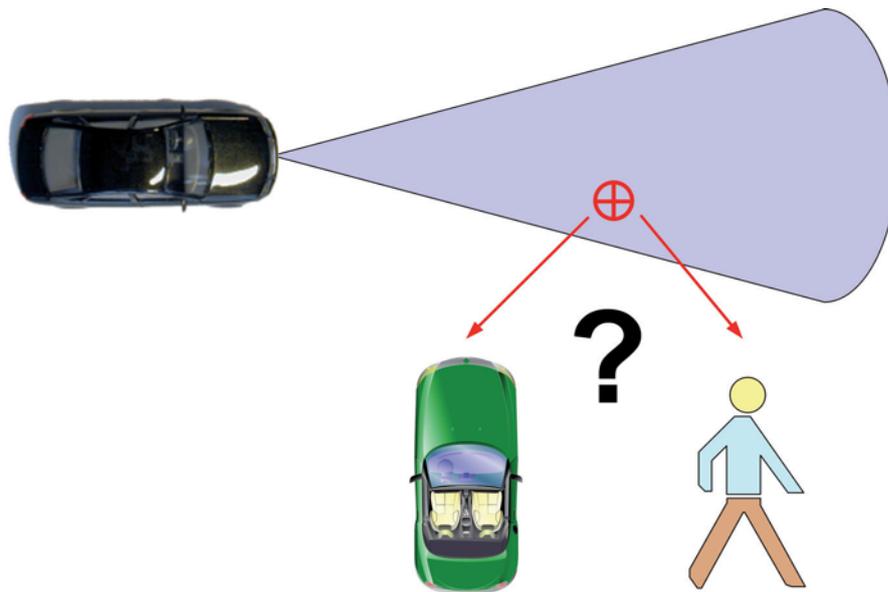


Abbildung 2.7: Zielklassifikation als Zusatzinformation neben der Objektposition

nalen sind bereits heute viel mehr objektspezifische Parameter am Ausgang der HF-Teile vorhanden als bisher genutzt werden. Zwei Dinge stehen dafür im Fokus dieser Arbeit: Zum einen ist es die Fußgängererkennung auf Basis einer Zielklassifikation (vgl. Abbildung 2.7), zum anderen die Situationsanalyse, in der eine algorithmische Bewertung der Verkehrssituation durchgeführt wird. Der Radarsensor ist dabei das zentrale Element, welches die notwendigen Daten für angeschlossene Applikationen liefert. Die Objekterkennung und die Situationsanalyse sind wichtige Voraussetzungen für Sicherheitsanwendungen im innerstädtischen und Überlandverkehr wie den Abbiegeassistent, den Notbremsassistent oder ein Pre-Crash-System. Für die Zukunftsvision des autonom fahrenden Automobils sind sie ebenso ein Beitrag.

Es wird gezeigt, wie Fußgänger und Fahrzeuge im rückgestreuten Signal mit automatischen Auswertelgorithmen unterschieden werden. Situationen im innerstädtischen Verkehr müssen durch ein digitales Abbild möglichst genau beschrieben werden. Das Manövrieren wird mit ins Kalkül einbezogen, um zu schätzen, welcher Verkehrsteilnehmer wo hinfahren oder wie reagieren wird. Die Szenerie inklusive des zeitlichen Verlaufes wird nicht mehr gegenüber dem eigenen Fahrzeug als Fixpunkt betrachtet, sondern durch eine Beobachtung von außen mit den tatsächlichen Bewegungen der Objekte über der Straße. So können für die

Objekte physikalische Bewegungsmodelle genutzt werden, anhand derer die Fahrsituation beschrieben ist.

Anstatt direkte Messgrößen zu betrachten, kann so durch das Auswerten und Kombinieren aller im Empfangssignal befindlichen Informationen eine genaue Analyse der Umgebung und sogar der Situation automatisch erstellt werden [BRMR09]. Die typischen Messwerte eines Radarsensors werden im Tracking-Filter durch weitere Merkmale und Schätzwerte ergänzt und die Darstellung hiermit präzisiert. Gegenüber heutigen Systemen soll dargestellt werden, dass ein digitales Abbild des Geschehens, basierend auf den Messdaten aller im Fahrzeug eingesetzten Sensoren, als einheitliche Basis für alle Komfort- und Sicherheitsapplikationen genutzt werden kann.





Kapitel 3

24 GHz Radarsensorik

Radarsensoren für den Straßenverkehr müssen nicht nur klein, sondern auch sehr robust und wartungsfrei sein, sie dürfen keine aufwändigen und anfälligen mechanischen Komponenten besitzen. Daher kommen hier keine beweglichen Antennen oder Reflektoren zum Einsatz, sondern preisgünstige Patchantennen, integriert als Metallfläche auf der Hochfrequenz-Platine. In diesem Kapitel sollen die Funktionsweise und das Messprinzip von Radarsensoren erläutert werden. Es werden ausschließlich aktive Sensoren betrachtet, also solche, die elektromagnetische Wellen aussenden und die an Objekten reflektierten, rückgestreuten Wellen als Empfangssignal wieder aufnehmen.

Radarsensoren im 24 GHz Frequenzband haben zahlreiche Vorteile gegenüber anderen Sensoren zur Entfernungsbestimmung. Sie liefern auch bei Niederschlag, Nebel und völliger Dunkelheit verlässliche Messwerte. Man spricht daher von Allwettertauglichkeit. Bei Mono- und Stereo-Video-Kameras kommt es bei Verunreinigungen auf der Scheibe, bei starkem Regen und bei Nebel zur Beeinträchtigung der Performance. Ungenauigkeiten und Fehldetektionen steigen auch bei Dunkelheit durch sogenanntes Bildrauschen, entstehend in den Bildsensoren und deren Verstärkerschaltungen. Auch unter schwierigen Belichtungssituationen, wie z.B. bei seitlich durch die Bäume scheinender Sonne und den daraus resultierenden, schnell wechselnden Licht- und Schattenbildern, leidet die Verlässlichkeit der Messwerte. Die geringen Anforderungen an den Einbauort von Radarsensoren sind ein weiterer Vorteil dieser Technologie. Sie können unsichtbar hinter Designelementen im Fahrzeug, zum Beispiel der Stoßstange, verbaut werden.

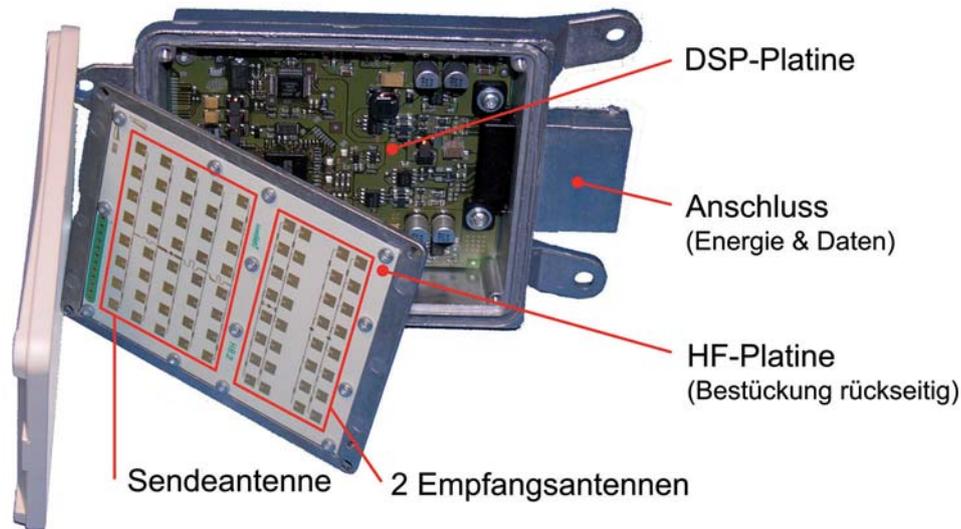


Abbildung 3.1: Geöffneter 24 GHz Automobil-Radarsensor auf Basis von zwei Platinen und mit Patch-Antennen

Der mechanische Aufbau eines 24 GHz Radarsensors ist sehr einfach, was gleichzeitig für geringe Produktionskosten und Robustheit sorgt. Abbildung 3.1 zeigt einen geöffneten CW-Radarsensor mit allen wichtigen Komponenten. Die Signalverarbeitung läuft auf der DSP-Platine, welche in das rückwärtige Aluminium-Druckgussgehäuse geschraubt ist. Über den seitlichen Anschlussstecker sind sowohl die Energieversorgung aus dem KFZ Bordnetz als auch die Datenverbindungsleitungen geführt. Die HF-Platine hat auf der Vorderseite die Patchantennen angeordnet. In diesem Fall ist es eine Sendeantenne (links) sowie zwei nebeneinanderliegende Empfangsantennen (rechts). Auf der Rückseite der HF-Platine sind die HF-Komponenten wie Oszillatoren, Mischer, Phasenschieber und Verstärker platziert. Durch eine Board-to-Board Steckverbindung ist die HF-Platine mit der DSP-Platine verbunden. Über diese Leitungen laufen die Ansteuerung des spannungsgesteuerten Oszillators (VCO) zur Modulation des Sendesignals sowie die vorverstärkten Empfangssignale im Basisband. Typischerweise wird das Empfangssignal komplexwertig mit einem zweikanaligen Quadraturdemodulator heruntergemischt, so dass für jede Empfangsantenne eine Inphasekomponente (Realteil) und eine Quadraturkomponente (Imaginärteil) entsteht. Auf der DSP-Platine werden die Empfangssignale (in diesem Fall in Summe vier für die zwei

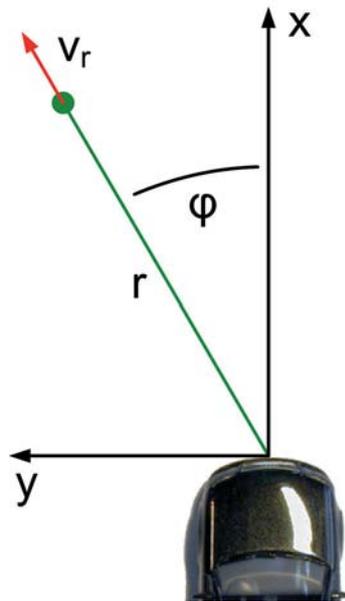


Abbildung 3.2: Messgrößen Entfernung r , radiale Geschwindigkeit v_r und Azimutwinkel φ im Fahrzeug-Koordinatensystem

Empfangsantennen) von Analog-Digital-Umsetzern (ADC) digitalisiert und an den DSP zur Weiterverarbeitung übergeben. Der Gehäusedeckel, hier weiss, verschließt den Sensor wasser- und schmutzdicht.

3.1 Messgrößen

Je nach Anwendungsfall und Anforderungen an die zu messenden Größen können verschiedene Signalformen von einem Radarsensor ausgesandt werden. Je komplexer die Sendesignalform, umso höher ist auch der Prozessierungsaufwand. Die Entfernung zu einem Objekt wird über die Laufzeit τ des Signals gewonnen. Eine radiale Geschwindigkeit v_r des betrachteten Objektes gegenüber dem Radarsensor ist messbar, da sie zu einer Dopplerverschiebung [Dop42] zwischen Sende- und Empfangsfrequenz führt. Über die Amplitude A_e des Empfangssignals lassen sich Rückschlüsse auf die Größe des reflektierenden Objektes ziehen. Der Azimutwinkel φ , unter dem der Radarsensor ein Objekt detektiert, wird bei

24 GHz Automobilradaren typischerweise mit Hilfe von zwei starren und nebeneinanderliegenden Antennen (Abbildung 3.1) über den Laufzeitunterschied vermessen. Die genannten Messgrößen sind in Abbildung 3.2 im Koordinatensystem eines Fahrzeuges dargestellt.

3.1.1 Entfernungsmessung

Es werden vom Radarsensor elektromagnetische Wellen ausgesendet und nach der Signallaufzeit τ wieder empfangen. Mit Lichtgeschwindigkeit c bewegt sich die elektromagnetische Welle vom Radarsensor zum Objekt, wird dort reflektiert und legt die Entfernung r ein zweites mal zurück, bevor sie vom Radarsensor wieder empfangen wird. Gleichung 3.1 beschreibt den Zusammenhang mathematisch.

$$r = \frac{c \cdot \tau}{2} \quad (3.1)$$

Beim Pulsradar wird die Signallaufzeit direkt gemessen. Dies stellt hohe Anforderungen an die Verzögerungsglieder in der Elektronik. Daher wurden weitere Signalformen entwickelt, die eine einfachere und kostengünstigere Messung möglich machen. Die Signallaufzeit muss nicht direkt gemessen werden, sondern wird über eine Hilfsgröße zurückgerechnet. Beispiele hierfür sind die Frequenzumtastung (FSK), wo die Entfernung r aus einer Phasendifferenz bestimmt wird und das linear frequenzmodulierte Dauerstrichradar (LFMCW), bei welchem die Entfernung über eine Frequenzdifferenz errechnet werden kann.

3.1.2 Radiale Geschwindigkeit

Wird eine elektromagnetische Welle von einem dem Beobachter gegenüber bewegten Objekt ausgesandt oder an diesem reflektiert, so verändert dies die Frequenz des Empfangssignals. Dieser Effekt ist nach seinem Entdecker Christian Doppler benannt [Dop42]. Ein prominentes Beispiel aus dem Alltag ist das Martinshorn eines vorbeifahrenden Einsatzfahrzeuges. Es klingt höher, solange der Wagen auf einen zukommt und wird tiefer, sobald der Wagen an einem vorbeifährt. Die Differenzfrequenz (Dopplerfrequenz f_d) gegenüber

dem eigentlichen Signal ist proportional zur radialen Geschwindigkeit v_r gegenüber dem Beobachter und antiproportional zur Wellenlänge des Sendesignals λ_s . Das rückgestreute Radarsignal erfährt die Stauchung bzw. Streckung der Wellen jeweils bei Emmission und Absorption, wodurch sich ein Faktor von zwei ergibt. Gleichung 3.2 beschreibt den Zusammenhang mathematisch.

$$f_d = -\frac{2}{\lambda_s} \cdot v_r \quad (3.2)$$

Das Koordinatensystem eines Radarsensors zeigt von demselben weg. Daher führt eine positive radiale Geschwindigkeit v_r zu einer negativen Dopplerfrequenz f_d . Wichtig ist, dass nicht die tatsächliche Geschwindigkeit eines Objektes über Grund, sondern ausschließlich die radiale Komponente der relativen Geschwindigkeit über die Dopplerfrequenz direkt bestimmbar ist. In [BRR08] wird ein Verfahren zur Datenverarbeitung vorgestellt, mit dem durch Assoziation von unterschiedlichen Zieldetektionen eines Objektes und geometrischer Auswertung auch die laterale Geschwindigkeit v_l errechnet werden kann. Die radiale und die laterale Geschwindigkeit stehen senkrecht zueinander und beschreiben damit eindeutig die Objektgeschwindigkeit \vec{v} in x-y-Koordinaten des Radarsensors (Abbildung 3.3).

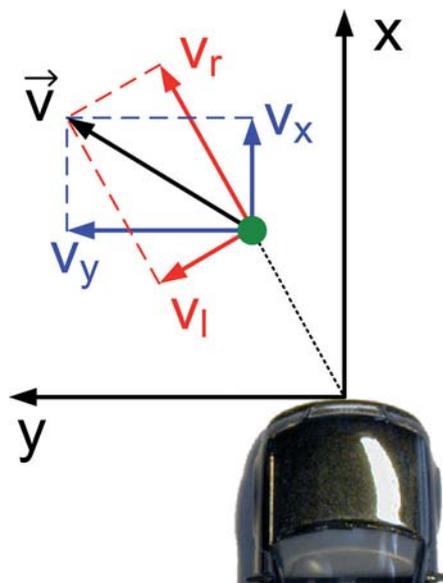


Abbildung 3.3: Geometrischer Zusammenhang der Objektgeschwindigkeit

3.1.3 Empfangsamplitude

Die Empfangsamplitude ist abhängig vom Rückstreuquerschnitt (RCS) σ und der Entfernung r des beobachteten Objektes. Je weiter ein Ziel vom Radarsensor entfernt ist und je kleiner es ist, desto geringer ist das Empfangssignal und damit auch das Signal-Rausch-Verhältnis (SNR). Die Empfangsleistung P_e ist proportional zu $1/r^4$. Die Radargleichung (Gl. 3.3) beschreibt analytisch die Leistung des Empfangssignals mit allen beeinflussenden Größen über dem gesamten Signalpfad [Lev88]. Die abgestrahlte Sendeleistung P_s wird mit dem von der Wellenlänge abhängenden Gewinn der Sendeantenne G_s fokussiert und nimmt unter der Annahme eines Kugelstrahlers proportional mit $1/r^2$ über der Entfernung ab. Bei der Reflexion am Objekt geht der Rückstreuquerschnitt σ faktoriell mit ein, bevor das Signal durch die mit dem Gewinn G_e fokussierende Empfangsantenne wieder aufgenommen wird.

$$P_e = \frac{G_s G_e \lambda_s^2 \sigma}{(4\pi)^3 r^4} \cdot P_s \quad (3.3)$$

Ist nun die Objektentfernung r durch die Radarmessung bekannt, so kann über die Empfangsleistung und unter Kenntnis der den Radarsensor spezifizierenden Größen ein Rückstreuquerschnitt σ errechnet werden. In der Praxis stellt sich diese Analyse als nicht sehr robust heraus, da der Rückstreuquerschnitt von Objekten stark über dem Azimutwinkel variiert. Die Reflektivität eines Fußgängers über dem Betrachtungswinkel wurde in [YTN05] vermessen, es wurden starke Empfangsamplitudenunterschiede von über 20 dB auch bei kleinen Winkeländerungen beobachtet. Der mittlere Rückstreuquerschnitt eines Fußgängers kann mit 1m^2 angenommen werden, während der eines KFZ um das Einhundertfache größer ist [Sko90].

3.1.4 Azimutwinkel

Der Azimutwinkel φ (vgl. Abbildung 3.2), unter dem ein Objekt zum Radarsensor steht, kann auf verschiedene Art und Weise gemessen werden. Sind mehrere Sensoren mit ähnlichem Sichtbereich und hoher Entfernungsauflösung verfügbar, so kann durch Schnittpunkt-

Die Bildung der Entfernungswerte und der Winkel zum Objekt bestimmt werden. Diesen Vorgang nennt man Lateration. Das Monopulsverfahren [Sko90] erfordert theoretisch nur einen Sendepuls oder Chirp und kann sowohl über eine Amplitudenauswertung als auch eine Phasenauswertung zur Berechnung des Azimutwinkels herangezogen werden. Gegenüber dem Laterationsverfahren ist nur ein Radarsensor notwendig, dieser muss aber entweder zwei oder mehr Empfangsantennen oder eine bewegliche Antennenkeule besitzen.

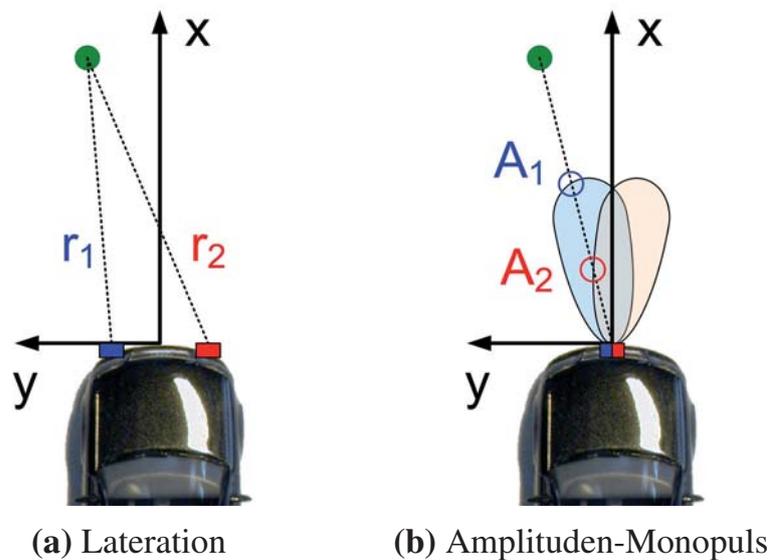


Abbildung 3.4: Verschiedene Möglichkeiten der Azimutwinkelmessung

Lateration mit zwei hochauflösenden Sensoren

Bei der Winkelbestimmung durch Lateration vermessen zwei oder mehr hochauflösende und damit breitbandige Radarsensoren das gleiche Objekt. Abbildung 3.4a stellt das Prinzip für zwei Sensoren dar. Ist der Abstand der Sensoren zueinander bekannt, wird von beiden gemessenen Entfernungen r_1 und r_2 ein Dreieck eindeutig beschrieben. Sind mehr als zwei Sensoren verfügbar, kann das überbestimmte Gleichungssystem zur Angabe eines Messfehlers genutzt werden.

In Mehrzielsituationen kommt es bei diesem Verfahren durch falsche Assoziation von Detektionen zueinander schnell zu Geisterzielen, also vermeintlichen Zieldetektionen an Positionen, wo gar kein Ziel ist. Vier oder mehr Sensoren schaffen hier Abhilfe und ermöglichen eine geschicktere Assoziation der Detektionen über die Fehlerbestimmung. Eine weitere Schwierigkeit bei diesem Verfahren besteht in der Praxis, weil die Radarsensoren auch unterschiedliche Reflexionspunkte vom gleichen Objekt, aber aus verschiedenen Winkeln vermessen. Dies schlägt sich in Winkelfehlern und falschen Assoziationen nieder. Die Veröffentlichung [SFR03] gibt einen guten Überblick zur Winkelschätzung über Lateration.

Monopulsverfahren mit zwei unterschiedlich ausgerichteten Antennen

In der Flugsicherung wird die Radarantenne mechanisch gedreht und damit schweift die Antenne mit mehreren Messungen über das Ziel. Bei maximaler Empfangsamplitude schaut das Radar genau in Richtung des Objektes. Der entsprechende Winkel wird über elektronische Absolutwinkelaufnehmer an der rotierenden Antenne abgegriffen. Für Automobilradare sind solche mechanisch aufwändigen, kostspieligen und wenig robusten Konstruktionen nicht geeignet. Auch elektronisch steuerbare Antennenkeulen haben sich für Fahrzeugradare nicht durchgesetzt. Das elektronische Drehen der Antennen und die vielen notwendigen Messungen zum Scannen des Sichtbereiches für ein Radarbild werden der hohen Dynamik im Straßenverkehr allein für die Winkelschätzung nicht gerecht. Auch die Kosten liegen bei elektronisch steuerbaren Antennen aufgrund des technischen Aufwandes recht hoch.

Das Amplituden-Monopulsverfahren basiert auf der Auswertung von zwei oder mehr Empfangsamplituden von verschiedenen Antennen, aber in der gleichen Messung. In Abbildung 3.4b sind zwei um den Koordinatenursprung leicht gedrehte Antennenkeulen dargestellt. Sie führen zu unterschiedlichen Empfangsamplituden A_1 und A_2 bei Vermessung des gleichen Ziels. Daraus werden das Summensignal Σ und das Differenzsignal Δ gebildet.

$$\Sigma = A_1 + A_2 \quad (3.4)$$

$$\Delta = A_1 - A_2 \quad (3.5)$$

Der Quotient aus Summen- und Differenzsignal wird als Fehlersignal ϵ bezeichnet, welches abhängig vom Azimutwinkel φ ist.

$$\epsilon(\varphi) = \frac{|\Delta|}{|\Sigma|} \quad (3.6)$$

Das Fehlersignal muss zum Rückschluss auf den Azimutwinkel bekannt sein und ist abhängig vom Radarsensor und der Ausprägung und Ausrichtung der Antennenkeulen. Mit der Division in Gleichung 3.6 durch den Summenterm (Gl. 3.4) wird das Fehlersignal von der Entfernungsabhängigkeit des Differenzsignals (Gl. 3.5) im Zähler bereinigt.

Phasen-Monopulsverfahren

Für das Phasen-Monopulsverfahren werden zwei dicht nebeneinanderliegende Empfangsantennen mit gleicher Richtung und Antennenkeule genutzt. Das Empfangssignal des in y -Richtung versetzten Objektes hat zu den beiden Empfangsantennen einen etwas unterschiedlichen Weg zurückzulegen und kommt zwar mit gleicher Amplitude, aber mit unterschiedlicher Phase an (Abbildung 3.5a). Theoretisch können bei einem Antennenabstand d von ungefähr einer halben Wellenlänge λ_s Winkel im Bereich $\varphi = \pm 90^\circ$ eindeutig errechnet werden.

Sind die Antennencharakteristika gleich, kann nur die Phasendifferenz $\Delta\theta$ aus Summen- und Differenzsignal für die Winkelbestimmung genutzt werden.

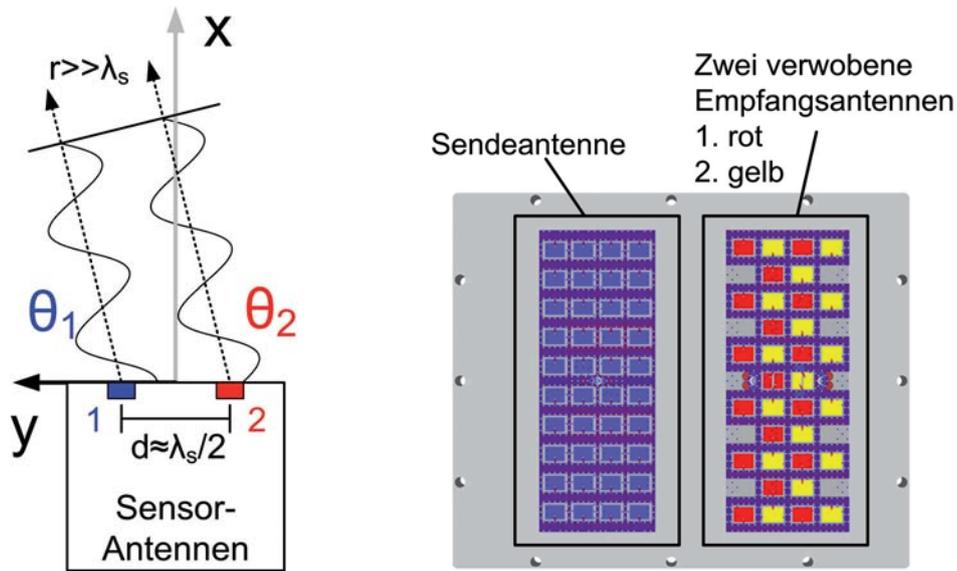
$$A_1 = A_2 \cdot e^{-j\Delta\theta} \quad (3.7)$$

Mit der Bedingung aus Gleichung 3.7 ergibt sich für das Verhältnis aus Summen- und Differenzsignal

$$\frac{|\Delta|}{|\Sigma|} = \frac{1 + e^{-j\Delta\theta}}{1 - e^{-j\Delta\theta}} \quad (3.8)$$

Durch Einsetzen der Phasendifferenz $\Delta\theta$ aus Gleichung 3.8 in den geometrischen Zusammenhang läßt sich der Azimutwinkel φ berechnen.

$$\varphi = \sin^{-1} \left(\frac{\lambda_s \cdot \Delta\theta}{2\pi d} \right) \quad (3.9)$$



(a) Phasen-Monopuls-Prinzip (b) Verwobene Patch-Empfangsantennen

Abbildung 3.5: Darstellung des Phasen-Monopuls-Prinzips und einer Antenneneinheit für einen 24 GHz Radarsensor mit zwei Empfangsantennen

Ein Patchantennen-Array benötigt flächigen Platz, um einen hohen Gewinn und die damit einhergehende Richtwirkung zu erzielen. Dies konkurriert mit der Forderung nach einem geringen Abstand zwischen den Antennen für das Phasen-Monopulsverfahren, um den Eindeutigkeitsbereich der Winkelbestimmung groß zu halten. Durch Verweben der Patches untereinander (Abbildung 3.5b) wird beiden Forderungen Rechnung getragen [RFR07]. In der Veröffentlichung [MBM⁺03] wird ein leistungsfähiger Radarsensor vorgestellt, der den Azimutwinkel mit dem Phasen-Monopulsverfahren bestimmt. Die Winkelschätzungsgenauigkeit wird in der x-y-Ebene dargestellt und mit typisch $<0,5^\circ$ angegeben. Gleichung 3.10 beschreibt den maximalen eindeutig darstellbaren Winkel φ_{\max} analytisch und zeigt die Abhängigkeit von der Wellenlänge λ_s und dem Antennenabstand d .

$$\varphi_{\max} = \sin^{-1} \left(\frac{\lambda_s}{2d} \right) \quad (3.10)$$

Der Eindeutigkeitsbereich der Winkelmessung ergibt sich damit zu $[-\varphi_{\max}, \varphi_{\max}]$.

3.2 Sendesignalformen

In Kapitel 3.1 wurden bereits die verschiedenen Messgrößen eines Radarsensors erläutert. Von der Sendesignalform hängt ab, ob diese Messgrößen auch verfügbar sind. In [RM08] ist ein Überblick über Dauerstrich-Sendesignalformen angegeben. Je nach Einsatz des Sensors kann eine geeignete Signalform ausgewählt werden. Dabei ist bei den Messgrößen auch zu unterscheiden, ob für die jeweils betrachtete Anwendung eine Auflösung notwendig ist oder eine einfache Messung nach der Detektion ausreicht.

In einer Zweizielsituation ist der kleinste Abstand in einer Dimension, bei dem die Messwerte von der Signalverarbeitung voneinander getrennt werden können, die Auflösung. Diese Trennbarkeit von Zielen ist nicht zuletzt maßgebend für die Mehrzielfähigkeit eines Sensors. Die verschiedenen Signalformen haben ein oder mehrere Messgrößen mit einer Auflösung. Mit einem Beispiel aus dem Straßenverkehr soll gezeigt werden, dass nicht immer eine hohe Auflösung in allen Dimensionen gefordert werden muss. Ein KFZ mit entfernungsauflösendem Radarsensor fährt durch eine Straße mit links und rechts auf dem Randstreifen parkenden Fahrzeugen. Angenommen, je ein Objekt links und rechts haben eine ähnliche Entfernung zum Radarsensor, so können diese nicht mehr voneinander getrennt werden. Zu dieser Detektion in der Entfernung r_1 wird nun der Winkel z.B. über das Phasen-Monopulsverfahren (Kapitel 3.1.4) bestimmt. Das Ergebnis aus dem Mischsignal beider Ziele liegt zwischen diesen und damit auf der Fahrbahn. Diese Messung kann als Fehlmessung bezeichnet werden. Die Praxis zeigt, dass diese spezielle Situation nur sehr selten auftritt. Schon bei der nächsten Messung sind die Ziele wieder in der Entfernung auflösbar. Das Fahrzeug mit dem Radarsensor ist ein Stück weitergefahren und die Reflexionszentren an den beobachteten Autos verschieben sich durch den neuen Aspektwinkel. Die seltenen Fehlmessungen lassen sich effektiv durch ein Tracking der Zieldaten herausfiltern.

Das Beispiel zeigt, dass es sinnvoll ist, einen Radarsensor mit guter Entfernungsauflösung einzusetzen, um Mehrzielsituationen korrekt zu erfassen. Eine Auflösung im Winkel kann durch den Einsatz eines Antennenarrays aus vier oder mehr Empfangsantennen erfolgen, ist aber durch die zusätzlichen Prozessierungskanäle rechenintensiv und damit teuer. Aus

heutiger Sicht steht dieser Aufwand in keinem Verhältnis zum Nutzen für selten auftretende Geisterziele. Die Auflösung ist nicht zu verwechseln mit der Messgenauigkeit in Einzielsituationen. Die Messgenauigkeit ist nicht abhängig vom Auflösungsvermögen, sondern ausschließlich vom Signal-zu-Rauschabstand. Ein wichtiger Vorteil von Radarsensoren gegenüber Sensoren anderer Messprinzipien ist, dass sie auch in Mehrzielsituationen gleichzeitig die Entfernung r und die radiale Geschwindigkeit v_r aller Objekte im Erfassungsbereich messen können.

3.2.1 Pulsradar

Das Pulsradar erzeugt und sendet kurze Pulse der Dauer T_p moduliert mit der Sendefrequenz f_s . Diese Pulse werden, reflektiert an Objekten im Messbereich, nach der Signallaufzeit τ wieder empfangen. Aus der Laufzeit lässt sich direkt die Entfernung r nach Gleichung 3.1 berechnen. Abbildung 3.6 stellt die Sendesignalform mit relevanten Größen dar.

Der Pulsradarsensor kann in der Entfernung auflösen. Die Auflösung Δr ist proportional abhängig von der Pulsbreite T_p und errechnet sich aus

$$\Delta r = \frac{c}{2} \cdot T_p \quad . \quad (3.11)$$

Die Periodendauer T_{PRI} (engl. *pulse repetition interval*), mit der sich die Sendepulse wiederholen, ist maßgebend für den Eindeutigkeitsbereich r_{max} der Entfernungsmessung. Dieser errechnet sich nach

$$r_{\text{max}} = \frac{c}{2} \cdot T_{\text{PRI}} \quad . \quad (3.12)$$

Anstelle der Periodendauer wird auch häufig die Pulswiederholfrequenz f_{PRF} (engl. *pulse repetition frequency*) angegeben

$$f_{\text{PRF}} = \frac{1}{T_{\text{PRI}}} \quad . \quad (3.13)$$

Bei Zielen, die weiter entfernt sind als r_{max} , kommt das rückgestreute Signal in der Periode des nächsten Sendepulses an und wird damit von der Signalverarbeitung wieder auf den Wertebereich $[0, r_{\text{max}}]$ abgebildet. Bei der Wahl der Sendeleistung ist daher darauf zu achten,

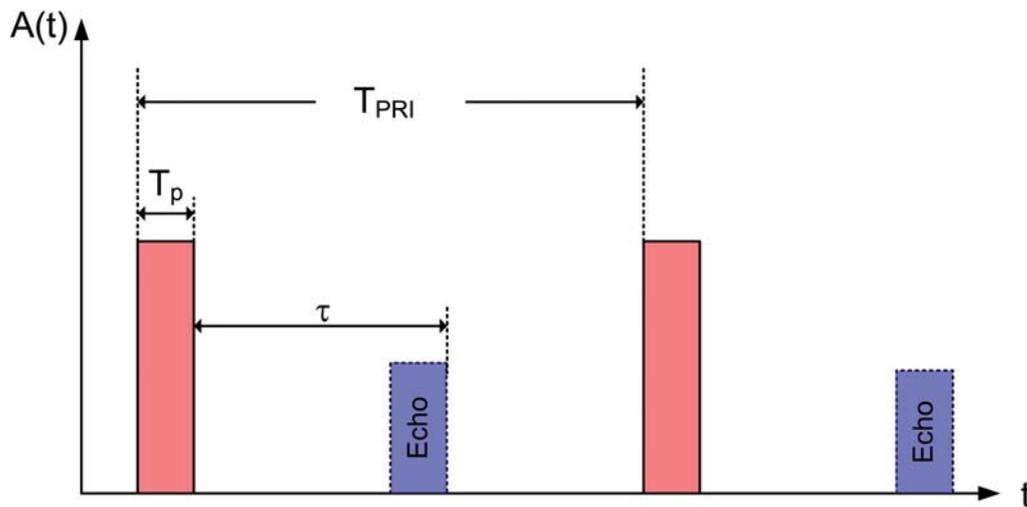


Abbildung 3.6: Sendesignalform (rot) und Echos (blau) bei einem Pulsradar

dass rückgestreute Signale von Objekten außerhalb des Eindeutigkeitsbereiches so schwach sind, dass diese nicht mehr detektiert werden.

Für eine hohe Entfernungsaufösung muss der Empfangszeitpunkt der rückgestreuten Signale sehr genau bestimmt werden. Eine Entfernungsdifferenz zweier Objekte von 10 cm führt zu einem Laufzeitunterschied von nur 666 ps und würde eine Abtastung durch ADCs mit einer Abtastrate von 1,5 GHz erfordern. Desweiteren ist die empfangene Energie eines reflektierten kurzen Impulses so gering, dass Sendeleistungen erforderlich wären, die weder von der Bundesnetzagentur zugelassen noch technisch günstig zu erzeugen sind.

Eine technisch einfachere Lösung stellt daher der Empfang in Entfernungstoren dar. Nach jedem gesendeten Puls wird über ein veränderliches Verzögerungsglied zum Zeitpunkt t_{Tor} mit einem Empfangspuls der Dauer T_e der Eingang des Quadraturdemodulators durchgeschaltet. Erreicht in diesem Interval ein reflektiertes Signal den Empfänger, wird dieses demoduliert und getrennt nach Inphase- und Quadratursignal analog integriert. Die beiden Amplituden des integrierten Signals werden mit einem ADC digitalisiert und stellen zusammen einen komplexen Empfangswert dar. In Abbildung 3.7 ist das Funktionsprinzip des beschriebenen Pulsradars vereinfacht dargestellt. Durch Variation der Verzögerungszeit t_{Tor} kann mit jedem Sendepuls ein Entfernungstor vermessen werden. Ein Nachteil der Pulsradare ist allerdings, dass die Reichweite bei gleicher Sendeleistung im Vergleich zu

CW-Radaren deutlich geringer ist. Das liegt daran, dass die relative Einschaltdauer T_p/T_{PRI} sehr kurz ist, während sie bei CW-Radaren 100% beträgt. Zur Erhöhung des Signal-zu-Rauschverhältnisses werden jeweils mehrere Echosignale summiert.

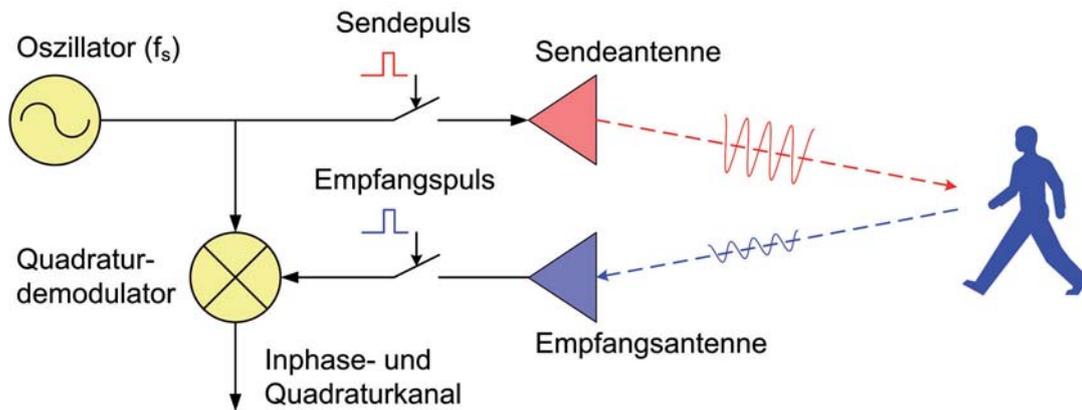


Abbildung 3.7: Funktionsprinzip und Aufbau des HF-Teils eines Pulsradars

3.2.2 Puls-Doppler-Radar

Das Puls-Doppler-Radar ist eine Erweiterung des in Kapitel 3.2.1 beschriebenen Pulsradars. Durch die Dopplerauswertung wird eine weitere Messgröße, die radiale Geschwindigkeit v_r , erfasst. Die Besonderheit bei diesem Sensortyp und dieser Signalform ist, dass Objektdistanz r und die radiale Geschwindigkeit unabhängig voneinander im Empfangssignal enthalten sind. Das Puls-Doppler-Radar löst also sowohl in der Entfernung als auch in der Geschwindigkeit auf. Daraus resultieren einige Vorteile:

- Die Detektion ist in zwei Dimensionen, über Entfernung und Geschwindigkeit, möglich.
- Mehrere Ziele in gleicher Entfernung können anhand der Geschwindigkeit differenziert werden.
- Das Entfernungs- und Geschwindigkeitsprofil sind zusätzliche Merkmale für eine Objektklassifikation.

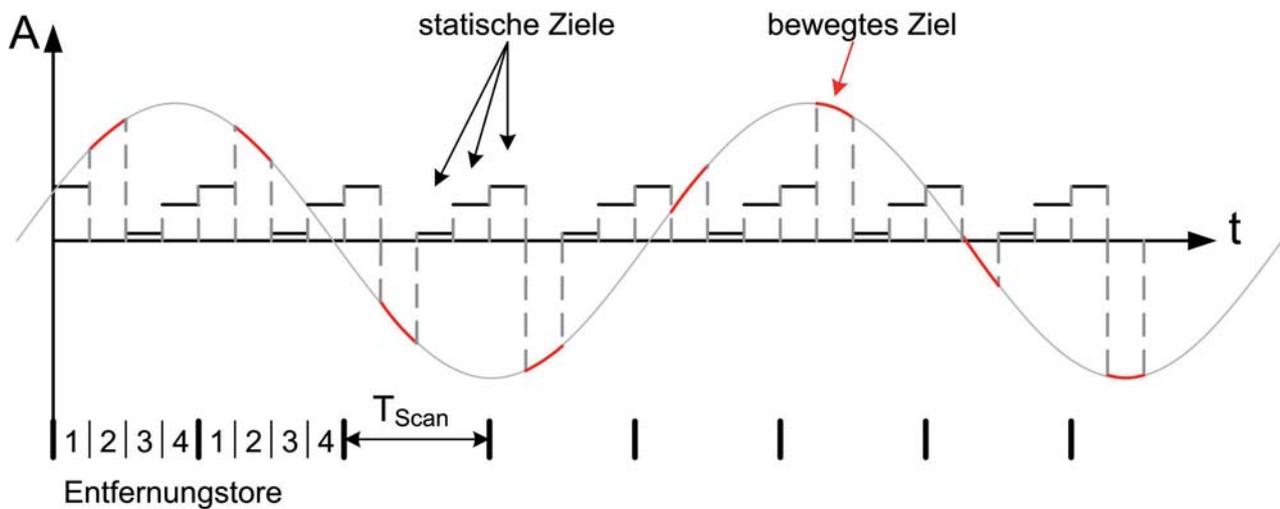


Abbildung 3.8: Beispiel für das Basisbandsignal eines Puls-Doppler-Radars

In dieser Arbeit werden Messungen eines Puls-Doppler-Radars ausgewertet. Aus diesem Grund soll das Prinzip näher beschrieben werden. Wie beim Pulsradar werden einzelne Empfangstore in zeitlich äquidistanten Abständen gemessen. Die Besonderheit liegt in der kohärenten, also phasenstabilen Verarbeitung. Der konstante Phasenbezug zwischen Sendepuls und Empfangspuls ermöglicht die Auswertung des Dopplerspektrums auf einer Anzahl von Messungen im gleichen Entfernungstor. Abbildung 3.8 stellt das Basisbandsignal eines Puls-Doppler-Radars mit vier Entfernungstoren vereinfacht und beispielhaft dar. Rauschen und Verzögerungszeiten des Empfangssignales seien vernachlässigt. In den Toren eins, drei und vier sind statische Ziele, die Amplitude ist bei allen Messungen konstant. Die Unterschiede in der Amplitude basieren auf unterschiedlichen Rückstreuquerschnitten der vermessenen Objekte sowie der Objektentfernung (Kapitel 3.1.3). Im Entfernungstor zwei dagegen wird ein relativ zum Sensor bewegtes Ziel vermessen. Die Dopplerfrequenz f_d ist anhand der sich periodisch ändernden Empfangsamplitude in den rot markierten Messungen deutlich zu sehen. Die Schwingung ist dem Empfangssignal grafisch in grau hinterlegt. In der Praxis ist typischerweise nicht nur eine einzelne Dopplerfrequenz pro Entfernungstor in den Empfangssignalen enthalten. Durch eine diskrete Fouriertransformation (DFT) können die zeitlich äquidistanten Abtastwerte eines Entfernungstores in den Spektralbereich, das sogenannte Dopplerspektrum, überführt werden. Im Anhang wird das Verfahren der Puls-Doppler-Auswertung analytisch beschrieben.

3.2.3 Monofrequentes Radar

Das monofrequente Radar sendet kontinuierlich auf der Sendefrequenz f_s und gehört damit zu den CW-Radaren. Das Sendesignal kann als unmoduliert bezeichnet werden. Die Laufzeit τ ist mit dieser Signalform nicht messbar. Daher können mit diesem Typ keine Objektentfernungen bestimmt werden. Bewegte Ziele im Sichtbereich des Radars erzeugen im Empfänger ein um die Dopplerfrequenz f_d (Gleichung A.5) verschobenes Empfangssignal. Abbildung 3.9 stellt das Sendesignal mit konstanter Frequenz in rot dar und zeigt beispielhaft ein Empfangssignal f_e von einem mit konstanter Geschwindigkeit radial bewegten Ziel, welches gegenüber der Sendefrequenz um die Dopplerfrequenz verschoben ist.

$$f_d = \Delta f = f_s - f_e \quad (3.14)$$

Wird das Empfangssignal mit dem Sendesignal wieder ins Basisband heruntergemischt, so kann dieses mit einem ADC mit der Frequenz f_{scan} abgestastet werden. Sollen positive und negative radiale Geschwindigkeiten unterschieden werden können, so muss der Mischvorgang ins Basisband zweikanalig und die Signalverarbeitung komplexwertig durchgeführt werden. Die Überführung von M_{FFT} Abtastwerten in den Spektralbereich lässt sich analog zur Darstellung für den Puls-Doppler-Radarsensor in Kapitel 3.2.2 durchführen. Bei der Umrechnung der Dopplerfrequenz mit Gleichung 3.2 auf die radiale Geschwindigkeit ergeben sich wiederum das Eindeutigkeitsintervall und die Geschwindigkeitsauflösung (Glei-

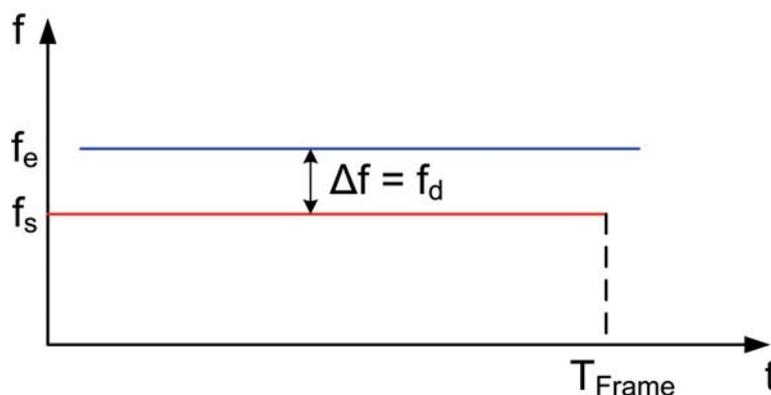


Abbildung 3.9: Sendesignalform (rot) und Echo (blau) von einem monofrequenten Radar

chungen A.10 und A.11). Die Geschwindigkeitsauflösung ermöglicht die Trennung von vermessenen Objekten mit unterschiedlicher radialer Geschwindigkeit. Ein Anwendungsbeispiel für das monofrequente Radar ist die Geschwindigkeitsüberwachung im Straßenverkehr durch die Polizei (Abbildung 2.1). Dieser Radartyp zeichnet sich durch besonders geringe Kosten aus.

3.2.4 Linear frequenzmoduliertes Radar

Das linear frequenzmodulierte Radar (engl. *linear frequency modulated continuous wave*, LFMCW) sendet Frequenzrampen als kontinuierliches Signal (CW-Radar) aus. Abbildung 3.10 zeigt eine steigende gefolgt von einer fallenden Flanke des Sendesignales in Rot und das beispielhafte Empfangssignal eines entfernten Objektes mit der Laufzeit τ und der positiven Dopplerverschiebung f_d in Blau. Das Empfangssignal wird im Empfänger mit der momentanen Sendefrequenz ins Basisband gemischt. Für das entstehende Basisbandsignal wird eine Spektralschätzung durchgeführt. Ein detektierter Peak an der Stelle Δf enthält sowohl die radiale Objektgeschwindigkeit v_r (Dopplerfrequenz f_d) als auch die Entfernung r als miteinander vermischte Frequenzkomponente. Die folgende Gleichung zeigt den Zusammenhang für eine steigende Frequenzrampe.

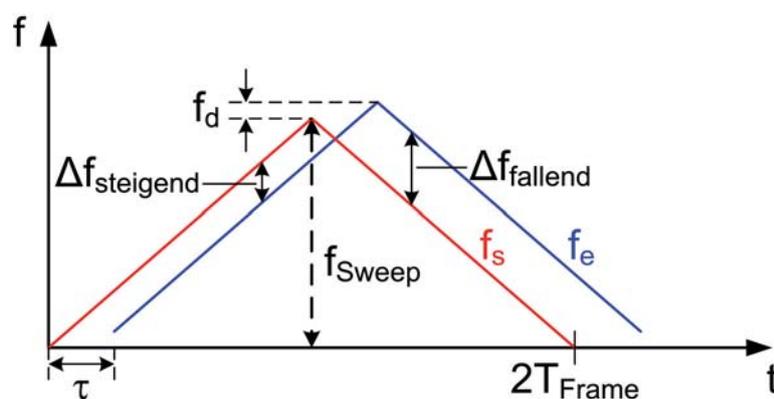


Abbildung 3.10: Sendesignalform (rot) und Echo (blau) von einem linear frequenzmodulierten Dauerstrichradar

$$\Delta f_{\text{steigend}} = -\frac{2}{\lambda_s} v_r - 2 \frac{f_{\text{Sweep}}}{c \cdot T_{\text{Frame}}} r \quad (3.15)$$

$$= f_d - f_\tau \quad (3.16)$$

Die Entfernungsauflösung Δr des linear frequenzmodulierten Radarsensors ist ausschließlich abhängig von der Bandbreite des Sendesignals f_{Sweep} .

$$\Delta r = \frac{c}{2 \cdot f_{\text{Sweep}}} \quad (3.17)$$

Bei einer angenommenen Bandbreite von 250 MHz führt dies zu einer Entfernungsauflösung von $\Delta r = 60$ cm. Die in Deutschland von der Bundesnetzagentur zugewiesenen Frequenzbänder begrenzen daher die erreichbare Entfernungsauflösung der Sensoren in der Praxis. Die Dopplerauflösung Δf_d ist ausschließlich von der Beobachtungsdauer abhängig

$$\Delta f_d = \frac{1}{T_{\text{Frame}}} \quad (3.18)$$

Die Geschwindigkeitsauflösung Δv_r ist zusätzlich abhängig von der Wellenlänge des Sendesignals λ_s und errechnet sich aus

$$\Delta v_r = \frac{\lambda_s}{2 \cdot T_{\text{Frame}}} \quad (3.19)$$

Eine höhere Sendefrequenz wirkt sich hier also positiv auf die Geschwindigkeitsauflösung aus. Bei einer Sendefrequenz von 24 GHz und einer Beobachtungsdauer von 40 ms ergibt sich eine Geschwindigkeitsauflösung von $\Delta v_r \approx 0,16$ m/s $\approx 0,56$ km/h.

Die in Gleichung 3.15 gezeigte Abhängigkeit der detektierten Frequenzkomponente aus dem gemessenen Spektrum von der Entfernung und der radialen Geschwindigkeit des vermessenen Objektes führt zu einer Mehrdeutigkeit, die durch eine einzelne Messung nicht aufgelöst werden kann. Daher werden abwechselnd steigende und fallende Frequenzrampen ausgesendet. Während die Dopplerfrequenz bei beiden Rampen mit gleichem Vorzeichen in die Empfangsfrequenz eingeht, ändert sich das Vorzeichen bei der entfernungsabhängigen Komponente

$$\Delta f_{\text{steigend}} = f_d - f_\tau \quad (3.20)$$

$$\Delta f_{\text{fallend}} = f_d + f_\tau \quad (3.21)$$

Das aus zwei Messungen entstandene Gleichungssystem lässt sich nach f_d und f_τ auflösen. Zu bemerken ist, dass die eindeutige Zuordnung der beiden Frequenzpeaks im Empfangssignal $\Delta f_{\text{steigend}}$ und $\Delta f_{\text{fallend}}$ nur in einer Einzielsituation möglich ist. In Mehrzielsituationen ergeben sich verschiedene Kombinationsmöglichkeiten und es entstehen sogenannte Geisterziele. Dem beschriebenen Sendesignal können daher noch zwei weitere Rampen angeschlossen werden, die eine andere Bandbreite f_{Sweep} besitzen. So lassen sich Geisterziele wirksam unterdrücken, allerdings ist die Dauer einer gesamten Messung mit $4 \cdot T_{\text{Frame}}$ sehr lang. Die geringe Wiederholrate der Messungen erschwert das Tracking vor allem in dynamischen Situationen. Auch das Einbinden von monofrequenten Messungen (vgl. Kapitel 3.2.3) in die Gesamtsignalform ist möglich und bietet bei korrekter Assoziation eine Steigerung der Genauigkeit.

3.2.5 Frequenzumtastendes Meßverfahren

Bei der Frequenzumtastung (engl. *frequency shift keying*, FSK) werden Wechselfolgen kurzer monofrequenter Teilsignale auf zwei oder mehreren diskreten Sendefrequenzen mit dem Frequenzunterschied f_{Shift} gesendet. Abbildung 3.11 stellt beispielhaft diese Signalform mit zwei unterschiedlichen Sendefrequenzen f_1 und f_2 dar. Für eine gesamte Messung werden von jeder Sendefrequenz M_{FFT} Teilsignale ausgesandt und das Empfangssignal in jedem Teilsignal genau einmal abgestastet. Die gesamte Messdauer beträgt dabei T_{Frame} . Für beide Sendefrequenzen wird eine Spektralschätzung in Form einer komplexen und damit phasenerhaltenden FFT durchgeführt. In den Spektren lassen sich radial bewegte Ziele entsprechend der Auswertung beim monofrequenten Radar (vgl. Kapitel 3.2.3) auf der Dopplerachse detektieren. Nach Gleichung A.5 ist die Dopplerfrequenz abhängig von der Sendefrequenz f_s . Da die Differenzfrequenz f_{Shift} aber sehr viel kleiner ist als die Sendefrequenzen f_1 und f_2

$$f_{\text{Shift}} = |f_2 - f_1| \ll f_1, f_2 \quad , \quad (3.22)$$

liegen die Zieldetektionen immer im gleichen Frequenzbin der beiden Spektren. Im Gegensatz zu der linearen Frequenzmodulation gibt es hier also keinerlei Assoziationsschwierigkeiten und daher auch keine Entstehung von Geisterzielen.

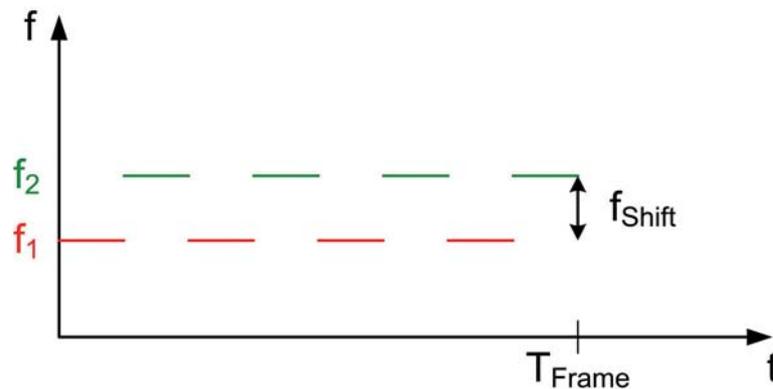


Abbildung 3.11: Sendesignal eines frequenzumtastenden (FSK) Radars

Die Wahl der Differenzfrequenz ist maßgebend für die Entfernungseindeutigkeit.

$$r_{\max} = \frac{c}{2f_{\text{Shift}}} \quad (3.23)$$

Bei einer Differenzfrequenz von 1,2 MHz ergibt sich eine maximale eindeutige Entfernung von 125 m. Die Auflösung der radialen Geschwindigkeit folgt Gleichung 3.19 und ist damit ausschließlich abhängig von der Beobachtungsdauer.

Für die Messung der Entfernung r wird nun die Phasendifferenz $\Delta\theta$ der detektierten Peaks aus den komplexwertigen Spektren auf beiden Sendefrequenzen ausgewertet.

$$\Delta\theta = \theta_2 - \theta_1 \quad (3.24)$$

Es ist zu bemerken, dass bei der FSK-Signalförm keine Entfernungsauflösung vorliegt, sondern ausschließlich eine Messung möglich ist. Daher sind Ziele mit der gleichen radialen Geschwindigkeit nicht voneinander zu trennen. In diesem speziellen Fall entstehen Mischphasen, deren Auswertung zu einem vermeintlichen Ziel in falscher Entfernung führt. Die Entfernungsmessung ist eindeutig in den Grenzen $\Delta\theta \in [0, 2\pi)$ und errechnet sich zu

$$r = -\frac{c \cdot \Delta\theta}{4\pi f_{\text{Shift}}} \quad (3.25)$$

3.2.6 Linear modulierte Frequenzumtastung

Eine Kombination der Vorteile zweier Signalformen ist mit der linear modulierten Frequenzumtastung (engl. *linear modulated frequency shift keying*, FSK) entwickelt worden [Mei01]. Das Prinzip der FSK-Signalform (Kapitel 3.2.5) ermöglicht eine Auflösung der radialen Objektgeschwindigkeit und hat keine Probleme mit der Entstehung von Geisterzielen, sofern die Objekte über die Dopplerfrequenz getrennt werden können. Durch den Einsatz der linearen Frequenzmodulation (Kapitel 3.2.4) wiederum wird eine Entfernungsauflösung erreicht. Beide Signalformen werden ineinander verwoben, indem die Teilsignale der FSK-Signalform auf diskreten Stufen der linearen Steigung eines Up-Chirps aufgebracht werden. Das entstehende Sendesignal der LMFSK ist in Abbildung 3.12 beispielhaft dargestellt. Mit dieser Signalform ist die gleichzeitige Messung von Entfernung r und Geschwindigkeit v_r möglich.

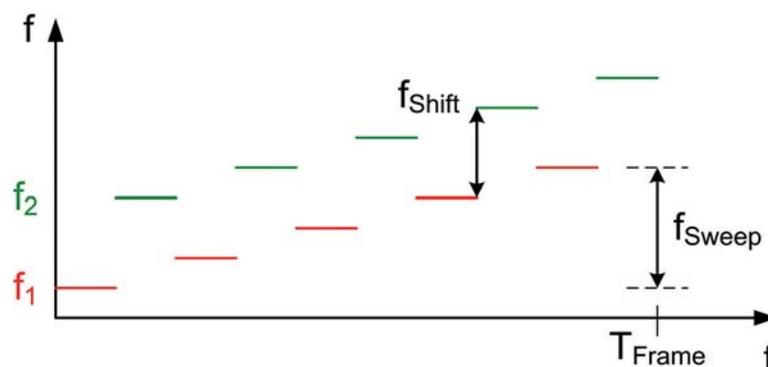


Abbildung 3.12: Sendesignal eines Sensors mit linear modulierter Frequenzumtastung

Wie beim FSK-Signal wird am Ende jeder Stufe sowohl für die Teilsignale der Basisfrequenz f_1 als auch für f_2 genau einmal abgetastet. Pro Basisfrequenz und Chirp entstehen so M_{FFT} Abtastwerte, die jeweils mit Hilfe einer komplexen FFT in den Spektralbereich überführt werden. Ein Objekt in der Entfernung r und mit der radialen Geschwindigkeit v_r wird mit der Nebenbedingung aus Gleichung 3.22 in beiden Chirps auf derselben Frequenz detektiert.

$$\Delta f_1 = \Delta f_2 = f_d - f_r \quad (3.26)$$

Bei der Detektion auf den diskreten Frequenzen der Spektralschätzung mit dem Abstand Δf_{FFT} wird typischerweise die Nummer des Eintrages im Frequenzvektor κ , dem sogenannten Frequenzbin, als normalisierte Größe statt der eigentlichen Frequenz verwendet. Die Normalisierungsgrößen Δv_r und Δr errechnen sich nach Gleichungen 3.19 und 3.17.

$$\kappa = -\frac{1}{\Delta v_r} v_r - \frac{1}{\Delta r} r \quad (3.27)$$

Zunächst ist noch eine lineare Abhängigkeit zwischen radialer Geschwindigkeit und Objektentfernung vorhanden. Durch Auswertung der Phasendifferenz $\Delta\theta$ (Gleichung 3.24) aus den komplexen FFTs

$$\Delta\theta = \frac{\pi}{M_{\text{FFT}} \cdot \Delta v_r} \cdot v_r - \frac{4\pi \cdot f_{\text{Shift}}}{c} \cdot r \quad (3.28)$$

lässt sich ein bestimmtes lineares Gleichungssystem erstellen und lösen. Aus κ und $\Delta\theta$ lässt sich daher eindeutig die Objektentfernung r und die radiale Objektgeschwindigkeit v_r errechnen. Die LMFSK-Signalform liefert eine eindeutige digitale Beschreibung der vermessenen Umgebung auch in Mehrzielsituationen, sofern die Objekte im Empfangsspektrum aufgelöst werden können. Durch die gleiche und kurze Messdauer wie bei der FSK-Signalform ergibt sich eine hohe Wiederholrate der Messungen.

3.3 Zieldetektion

Bei der Zieldetektion geht es um die automatische Erkennung von Zielen in den Empfangssignalen. Für jeden Empfangswert wird entschieden, ob es sich um ein Ziel oder um Rauschen handelt. Eine feste Zieldetektionsschwelle ist in der Praxis nicht einsetzbar, da das Rauschen je nach Umgebung und Messsituation stark variiert. Es wird daher auf adaptive Detektionsmethoden zurückgegriffen. Diese schätzen aus den Messdaten einen Rauschpegel, der mit einem Faktor multipliziert die Entscheidungsschwelle darstellt. Die Ausgabe des Detektionsblockes ist eine binäre Angabe zu jeder Auflösungszelle, ob es sich um ein Ziel oder um Rauschen handelt.

Die Leistungsfähigkeit eines Detektionsalgorithmus ist auch abhängig von den vorliegenden Messdaten. Die Mehrzielfähigkeit steht bei Radarsensoren für den Automobilbereich

im Vordergrund. Prinzipiell ist in den Messdaten eine Detektion über alle auflösenden Messgrößen möglich. In der hier beschriebenen Signalverarbeitung für einen Puls-Doppler-Radarsensor sind das die Entfernung r und die radiale Geschwindigkeit v_r . Auch eine zweidimensionale Detektion, wie sie typischerweise in der Bildverarbeitung vorkommt, ist anwendbar [GW08]. Die Detektionswahrscheinlichkeit P_d ist die Wahrscheinlichkeit, mit welcher ein Ziel in den Messdaten als solches korrekt identifiziert wird und errechnet sich aus

$$P_d = \frac{\text{Anzahl der korrekt detektierten Ziele}}{\text{Anzahl aller tatsächlichen Ziele}} \quad (3.29)$$

Die Falschalarmwahrscheinlichkeit P_{fa} gibt an, mit welcher Wahrscheinlichkeit vermeintliche Zieldetektionen ausgegeben werden, obwohl es sich tatsächlich um Rauschen handelt.

$$P_{fa} = \frac{\text{Anzahl der Zielmeldungen im Rauschen}}{\text{Anzahl aller Rauschwerte in den Messdaten}} \quad (3.30)$$

Unter der Annahme, dass das Rauschen im Inphase- (I) und im Quadratur-Kanal (Q) einer mittelwertfreien Normalverteilung folgt, ist die Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion der Amplitude des Rauschens Rayleigh-verteilt. Die Varianz des Rauschens sei σ_N^2 . Weiterhin wird angenommen, dass die Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion im Falle eines Ziels durch eine Riceverteilung beschrieben wird. Für eine Amplitudenschwelle S errechnen sich dann die Detektionswahrscheinlichkeit und die Falschalarmwahrscheinlichkeit zu [Klo02]

$$P_d = \int_S^\infty p_{\text{Rice}}(x) dx \quad (3.31)$$

$$P_{fa} = \int_S^\infty p_{\text{Rayleigh}}(x) dx = e^{-\frac{S^2}{2\sigma_N^2}} \quad (3.32)$$

$$S = \sqrt{-2 \cdot \sigma_N \ln(P_{fa})} \quad (3.33)$$

Abbildung 3.13 stellt den Zusammenhang grafisch dar. Der Entscheider selbst ist ein einfacher Schwellwertvergleich des Amplitudenwertes A mit der Amplitudenschwelle S , welcher die Klassenzugehörigkeit D mit Ziel oder Rauschen zurückgibt.

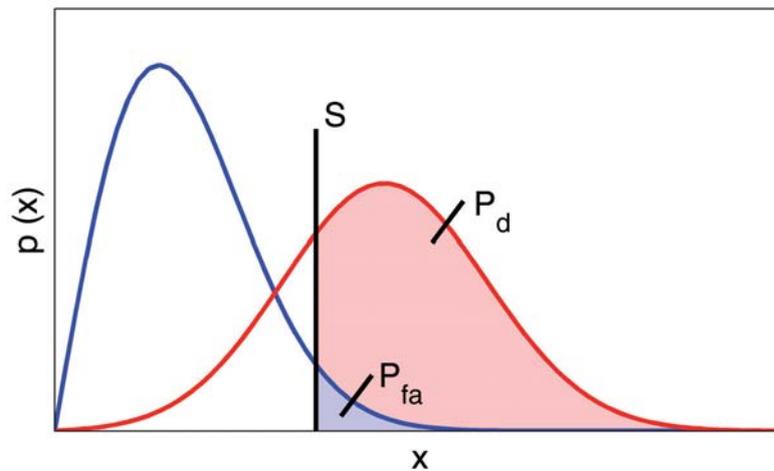


Abbildung 3.13: Detektionswahrscheinlichkeit P_d und Falschalarmwahrscheinlichkeit P_{fa} bei festgelegter Schwelle S

$$D = \begin{cases} \text{Ziel} & \text{falls } A > S \\ \text{Rauschen} & \text{sonst} \end{cases} \quad (3.34)$$

Das CFAR-Verfahren (engl. *constant false alarm rate*) zur Detektion sorgt durch eine adaptive Einstellung der Zielentscheidungsschwelle S für eine konstante Fehlalarmrate. Im Folgenden sollen drei verschiedene Ausführungen der CFAR-Detektion dargestellt werden. Ihnen gemeinsam ist die Rauschschätzung auf Basis der Messdaten in einem Fenster der Länge L symmetrisch um die Zelle unter Test (engl. *cell under test*, CUT).

3.3.1 CA-CFAR

Das CA-CFAR-Verfahren (engl. *cell averaging CFAR*) ist in Abbildung 3.14 dargestellt. Es wird das arithmetische Mittel der Amplitudenwerte aus dem Fenster $\frac{\sum A_r}{L}$ um die Zelle unter Test gebildet. Die Falschalarmrate lässt sich über einen Faktor α einstellen. Die Entscheidungsschwelle S ergibt sich aus

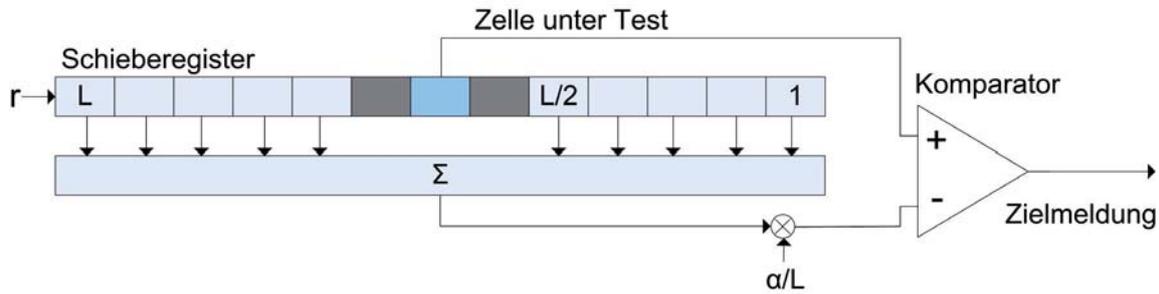


Abbildung 3.14: Cell Averaging CFAR

$$S = \alpha \cdot \frac{\sum A_r}{L} \quad (3.35)$$

Die zwei an die Zelle unter Test angrenzenden Zellen werden typischerweise nicht berücksichtigt, um beim Übersprechen des Empfangssignales einen negativen Einfluss auf die Rauschschätzung zu reduzieren. Bei diesem Verfahren geht man davon aus, dass sich im Fenster der Länge L nur Rauschsignale mit gleicher mittlerer Rauschleistung befinden. Die Rauschschätzung fällt falsch aus, wenn sich im Fenster Nachbarziele befinden, die die Rauschschätzung zu hoch ausfallen lassen. Das CA-CFAR Verfahren hat daher deutliche Nachteile in Mehrzielsituationen, ist aber vom Rechenaufwand kostengünstig einzusetzen.

3.3.2 CAGO-CFAR

Beim CA-CFAR wird vorausgesetzt, dass sich im Fenster um die Zelle unter Test ausschließlich statistisch unabhängige und identisch verteilte Rauschsignale befinden. In Übergangsbereichen zwischen unterschiedlichen Rauschprozessen ist diese Voraussetzung nicht erfüllt. Das CAGO-CFAR-Verfahren (engl. *cell averaging greatest off CFAR*) ist eine erweiterte Form des CA-CFAR und wurde in [Han73] und [HS80] vorgestellt.

Das arithmetische Mittel wird hier für beide Seiten des Fensters, also links und rechts neben der Zelle unter Test, separat ermittelt. Anschließend wird der größere von beiden

Werten zur Rauschschätzung herangezogen. Die Entscheidungsschwelle S ergibt sich für CAGO-CFAR aus

$$S = \frac{2 \cdot \alpha}{L} \cdot \text{Max} \left(\sum_{i=1}^{L/2} A_i, \sum_{i=L/2+1}^L A_i \right) . \quad (3.36)$$

Der CAGO-CFAR-Algorithmus hat gegenüber dem einfacheren CA-CFAR ein besseres Einschwingverhalten an Übergangsbereichen zwischen zwei Störgebieten. Allerdings verringert sich bei Einsatz des CAGO-CFAR-Algorithmus auch die Empfindlichkeit der Detektion und damit P_d .

3.3.3 OS-CFAR

Im Abschnitt zur CAGO-CFAR wurde bereits darauf eingegangen, dass im Straßenverkehr viele Ziele in einer Messung enthalten sind. Diese können auf die Meßgrößen bezogen auch dicht beieinander liegen. Ein Detektionsalgorithmus sollte daher robust gegenüber solchen Situationen sein und darf Nachbarziele nicht in die Rauschschätzung mit einbeziehen. Das in [Roh83] vorgeschlagene Detektionsverfahren OS-CFAR (engl. *ordered statistic CFAR*) verbessert im Vergleich zu CA-CFAR und CAGO-CFAR die Detektionswahrscheinlichkeit in Mehrzielsituationen ohne die Falschalarmrate übermäßig zu erhöhen. Damit ist dieses Verfahren gerade für Automobilradare überlegen.

Gegenüber der Mittelwertbildung beider vorausgegangener Verfahren werden bei der OS-CFAR die Amplitudenwerte im Fenster der Länge L um die Zelle unter Test herum der Größe nach sortiert. Das Verfahren ist in Abbildung 3.15 dargestellt. Aus dem sortierten Vektor aus Amplituden (A_0 ist kleinster Wert) wird nun ein Wert des Ranges k entnommen. Multipliziert mit dem Faktor α ergibt sich die Detektionsschwelle S . Die Falschalarmwahrscheinlichkeit wird in [Roh83] mit

$$P_{fa} = k \binom{L}{k} \frac{(k-1)!(\alpha+L-k)!}{(\alpha+L)!} \quad (3.37)$$

angegeben. Die Veröffentlichung [RM96] stellt die Eignung zum Einsatz des OS-CFAR-Algorithmus für Automobilradare dar.

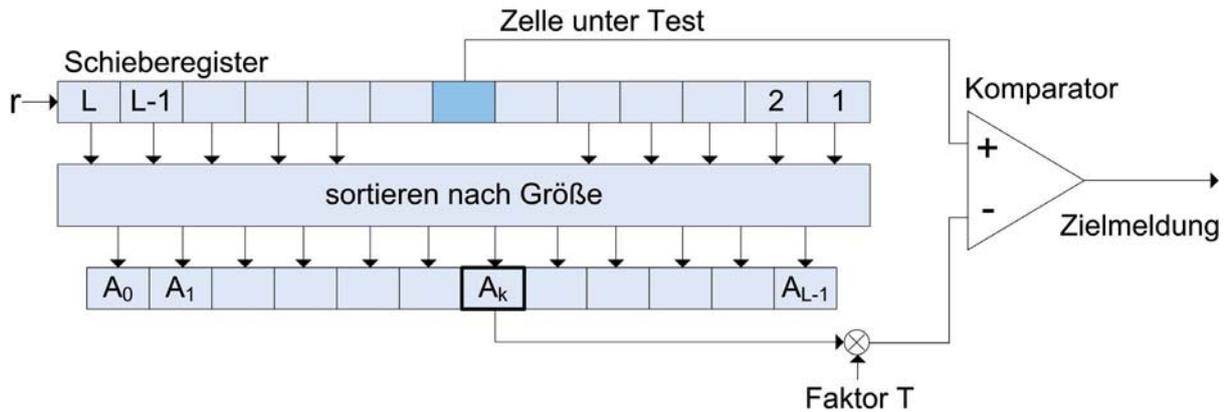


Abbildung 3.15: Ordered statistic CFAR Prozess

Die im Rahmen dieser Arbeit erstellte Signalverarbeitungskette nutzt eine eigene Implementierung des OS-CFAR-Algorithmus. Die Detektion wird dabei in der Rohdaten-Matrix F getrennt für jede radiale Geschwindigkeit über der Entfernung durchgeführt. Abbildung 3.16 stellt die Entnahme eines Entfernungsvektors $r(n)$ aus der Rohdaten-Matrix, das entsprechende Entfernungsprofil (blau) sowie die Detektionsschwelle nach dem OS-CFAR-Algorithmus dar.

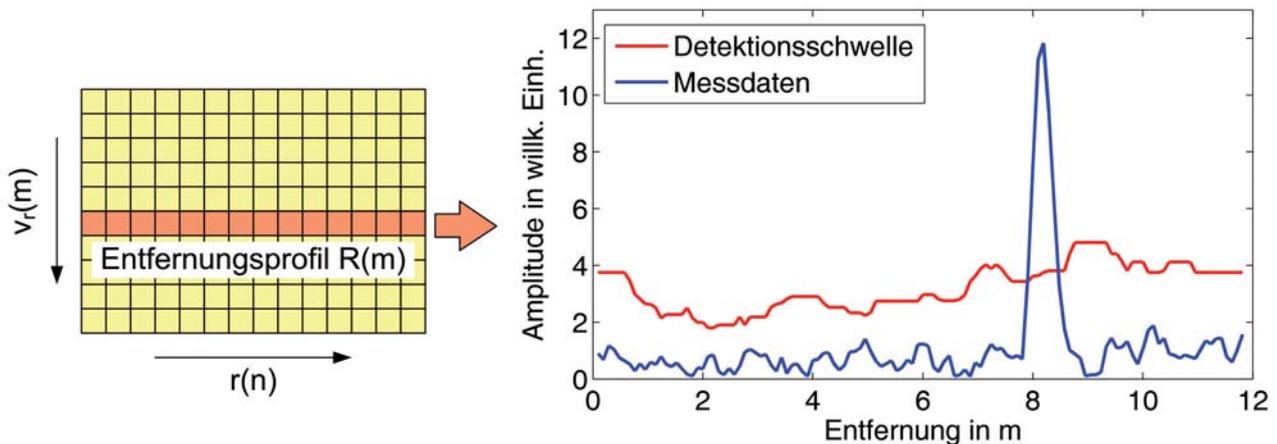


Abbildung 3.16: Detektion mit CFAR-Entscheidungsschwelle (rot) und Messsignal (blau)

Am Ende des Detektionsprozesses steht zum Zeitpunkt k für jede Detektion der Mess- bzw. Beobachtungsvektor $y(k)$ zur Verfügung. Dieser kann je nach Signalform verschiedene Messgrößen enthalten.

$$y(k) = [r, v_r, \varphi, A_e]^T \quad (3.38)$$

3.4 Clusterbildung

Typische Radarziele im Straßenverkehr verursachen bei hochauflösenden Radarsensoren zahlreiche Detektionen in einer Messung. Solche Ziele werden als ausgedehnt bezeichnet [Föl06]. Abbildung 3.17 zeigt die Aufnahme eines in radialer Richtung gehenden Fußgängers mit dem Puls-Doppler-Radarsensor im Entfernungs-Geschwindigkeits-Diagramm (RV-Diagramm). Dieser Sensor ist speziell auf die Bedürfnisse der Untersuchungen angepasst und ist für die Messungen auf eine Entfernungsauflösung von 8 cm und eine Dopp- lerauflösung von 10 Hz eingestellt. Diese im Vergleich zu Seriensensoren sehr hohe Auflö- sung hat eine Vielzahl von Detektionen von nur einem Zielobjekt zur Folge. Es ist sowohl eine Ausdehnung über der Geschwindigkeit als auch eine Ausdehnung in der Entfernung zu erkennen. Für das nachfolgende Tracking der Ziele ist es sinnvoll, die zahlreichen De- tektionen eines physikalischen Zieles zusammenzufassen. In Kapitel 4 wird gezeigt, wie mehrere Cluster auf Basis von Objektmodellen zu einem Objekt assoziiert werden und die abgeleiteten Informationen zur Klassifikation eingesetzt werden können.

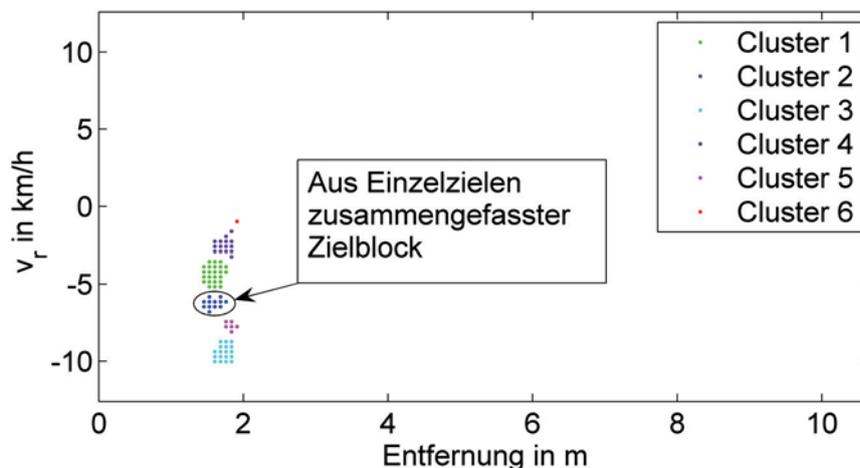


Abbildung 3.17: In Clustern zusammengefasste Einzelziele

Die Einzelziele werden nun zu Clustern zusammengefasst. Dazu wird ein zufälliges Ziel aus der Zielliste des Detektionsblockes entnommen und aus allen übrigen Zielen werden direkte Nachbarn gesucht, um diese dem Cluster hinzuzufügen. Sowohl die Geschwindigkeit als auch die Entfernung der Zieldetektionen sind diskrete Größen mit den Auflösungen Δv_r

und Δr . Nachbarziele können somit direkt identifiziert und es muss nicht mit Suchradien gearbeitet werden.

Rekursiv wird jeweils auch zu allen Nachbarn dieselbe Suche vollzogen, bis keine weiteren Nachbarziele dem Cluster zugeordnet werden können. Das zweite und alle weiteren Cluster werden wieder mit der Entnahme eines zufälligen Zieles aus der Zielliste begonnen. Der Algorithmus ist beendet, wenn alle Ziele aus der Zielliste einem Cluster zugeordnet wurden. Das kleinste Cluster besteht aus nur einer detektierten Zelle. Von jedem Block wird die stärkste Amplitude bestimmt und die Ausdehnungen in Entfernung und Geschwindigkeit werden berechnet. Die entstandene Clusterliste ist die Basis für das nachfolgende Tracking-Filter.

3.5 Tracking

Bisher wurden die Messungen als Momentaufnahmen der Umgebung dargestellt. Die Aufgabe des Trackings ist es, einen zeitlichen Verlauf der Messgrößen aller Objekte zu schätzen. Dabei geht es in heutigen Systemen primär um die Position und die Bewegung in der x-y-Ebene. Mit dem Tracking kann durch die Vielzahl der Beobachtungen die Genauigkeit der Positionsbestimmung in dynamischen Systemen erhöht werden. Zufällig auftretende Geisterziele oder Falschalarme führen nicht zu bleibenden Objektpfaden (Tracks) und werden daher wirkungsvoll unterdrückt. Verschiedene Trackingalgorithmen werden in der Literatur vorgestellt und verglichen [BH96, Klo02, RAG04]. Dazu gehören:

- α - β -Filter
- Partikel-Filter
- Kalman-Filter

Das Kalman-Filter ist von Rudolf E. Kálmán entwickelt worden und wurde 1960 in [Kal60] vorgestellt. Für diskrete Systeme stellt das Verfahren einen Minimum-Varianz-Schätzer dar.

In seiner ursprünglichen Form, dem linearen Kalman-Filter, produziert der Algorithmus eine rekursive Lösung zur diskreten Filterung linearer Zustandsraummodelle [GA08]. Es existieren erweiterte Verfahren zur Filterung von nichtlinearen Prozessen, von denen zwei kurz vorgestellt werden sollen:

Das Erweiterte-Kalman-Filter (engl. *extended kalman filter*, EKF) nimmt mit Hilfe einer Taylor-Reihen-Entwicklung eine lineare Approximation der Systemgleichungen im jeweiligen Systemzustand $\hat{x}(k)$ vor [Bro98]. Das EKF nutzt weiterhin die Verarbeitungsschritte und Gleichungen des normalen Kalman-Filters [Sch05].

Auch das Unscented-Kalman-Filter (UKF) ermöglicht die Zustandsschätzung von nichtlinearen Systemen und ist in vielen Fällen dem Erweiterten-Kalman-Filter überlegen [Can09]. Die im UKF verwendete Unscented Transformation nimmt keine Linearisierung der Systemgleichungen vor sondern schätzt stattdessen den Erwartungswert und die Kovarianzmatrix der Zufallsvariablen. Es werden sogenannte gewichtete Sigma-Punkte ausgewählt, die statistisch dem tatsächlichen Erwartungswert und der Kovarianz entsprechen. Nachfolgend ist eine Transformation der Sigma-Punkte durch die nichtlinearen Systemgleichungen möglich. Eine ausführliche Beschreibung des Unscented-Kalman-Filters und Vergleiche mit dem Extended-Kalman-Filters werden in [WM00] gegeben.

Im Rahmen dieser Arbeit wurde ein einfaches Kalman-Filter genutzt, da der Fokus nicht auf der Genauigkeit der Zustandsschätzung liegt. Stattdessen wird in dieser Arbeit das Tracking-Filter genutzt, um eine zuverlässige Assoziation von Detektionen zu Tracks zu ermöglichen. Abbildung 3.18 zeigt das Beispiel eines Tracks zu den Messdaten eines am Fahrbahnrand gehenden Fußgängers. Die Messpunkte (Detektionen), dargestellt als schwarze Punkte, haben sehr unterschiedliche Dopplerfrequenzen. Der Track (blaue Linie) stellt den internen Zustandsvektor des Kalman-Filters dar. Deutlich zu erkennen ist die hier stark glättend eingestellte Filterwirkung, so dass der Pfad der zyklischen Geschwindigkeitsänderung in den Messdaten nur minimal folgt.

Der implementierte Ablauf der Kalmanfilterung soll im Folgenden umrissen werden. Im linearen Zustandsraummodell werden der Signalprozess $x(k)$ und Beobachtungsprozess $y(k)$ abgebildet.

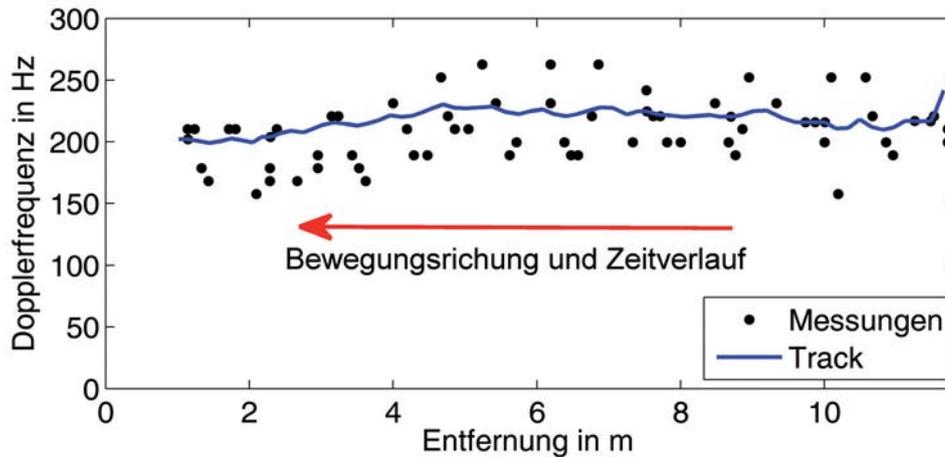


Abbildung 3.18: Messdaten und Track bei der Beobachtung eines Fußgängers

$$x(k+1) = \mathbf{A} \cdot x(k) + u(k) \quad (3.39)$$

$$y(k) = \mathbf{C} \cdot x(k) + n(k) \quad (3.40)$$

Die Matrix \mathbf{A} wird als Systemmatrix bezeichnet und beinhaltet das zugrundeliegende lineare Modell. Die Beobachtungsmatrix \mathbf{C} überführt den internen Zustandsvektor des Signalprozesses $x(k)$ in den Beobachtungsvektor $y(k)$. Der Steuerprozess $u(k)$ steht für Änderungen des Systemzustandes gegenüber dem idealisierten Modell und wird als mittelwertfreier weißer Rauschprozess angenommen. Die zum Steuerprozess gehörende Kovarianzmatrix $\mathbf{Q} = \text{Cov}(u)$ wird als bekannt vorausgesetzt. Der Störprozess $n(k)$ stellt den Fehler der Messung dar. Auch für den Störprozess wird mittelwertfreies weißes Rauschen angenommen und die zugehörige Kovarianzmatrix $\mathbf{R} = \text{Cov}(n)$ muss bekannt sein.

Das Kalman-Filter errechnet den optimalen Schätzwert $\hat{x}(k)$ des verrauschten Zustandsvektors $x(k)$ im Sinne minimaler Varianz. Dazu muss die Summe der mittleren quadratischen Fehler des Fehlervektors

$$e(k) = \hat{x}(k) - x(k) \quad (3.41)$$

minimiert werden. Die Fehlerkovarianzmatrix $\mathbf{P}(k)$ errechnet sich damit zu

$$\mathbf{P}(k) = \mathbf{R}_{ee}(k) = E \{ e(k) \cdot e^T(k) \} \quad (3.42)$$

$$= E \left\{ (\hat{x}(k) - x(k)) \cdot (\hat{x}(k) - x(k))^T \right\} \quad (3.43)$$

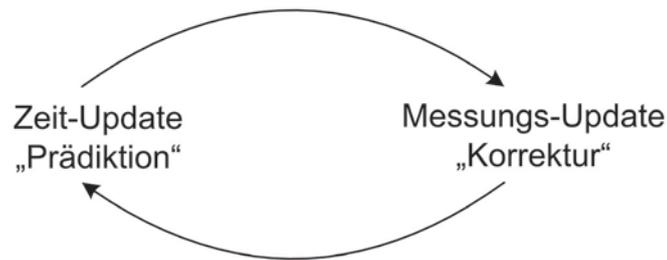


Abbildung 3.19: Verarbeitungszyklus des Kalman-Filters

Die Verarbeitungsschritte des Kalman-Filters lassen sich in die Prädiktions- und die Korrekturphase unterteilen (Abbildung 3.19). In der Prädiktionsphase werden der a-priori-Zustandsvektor $\hat{x}^-(k)$ und die a-priori-Fehlerkovarianzmatrix $\mathbf{P}^-(k)$ auf Basis ihrer vorangegangenen Werte aus dem letzten Zeitschritt errechnet.

$$\hat{x}^-(k) = \mathbf{A} \cdot \hat{x}(k-1) + u(k) \quad (3.44)$$

$$\mathbf{P}^-(k) = \mathbf{A} \cdot \mathbf{P}(k-1) \cdot \mathbf{A}^T + \mathbf{Q} \quad (3.45)$$

In der Korrekturphase wird mit aktuellen Messdaten $y(k)$ und dem prädizierten Zustandsvektor $\hat{x}^-(k)$ der Zustandsvektor $\hat{x}(k)$ neu geschätzt. Dazu wird zunächst die Filterverstärkungsmatrix $\mathbf{K}(k)$ errechnet.

$$\mathbf{K}(k) = \mathbf{P}^-(k) \cdot \mathbf{C}^T (\mathbf{C} \cdot \mathbf{P}^-(k) \cdot \mathbf{C}^T + \mathbf{R})^{-1} \quad (3.46)$$

$$\hat{x}(k) = \hat{x}^-(k) + \mathbf{K}(k) \cdot (y(k) - \mathbf{C} \cdot \hat{x}^-(k)) \quad (3.47)$$

Abschließend erfolgt die Neuberechnung der Fehlerkovarianzmatrix $\mathbf{P}(k)$ unter Einbeziehung der Filterverstärkungsmatrix.

$$\mathbf{P}(k) = (\mathbf{I} - \mathbf{K}(k) \cdot \mathbf{C}) \mathbf{P}^-(k) \quad (3.48)$$

\mathbf{I} ist die Einheitsmatrix in entsprechender Dimension.

Die Integration des Kalman-Filters in die Datenverarbeitung erfolgte nach Abbildung 3.20. Eingehende Messdaten in Form von Detektionslisten aus dem Radarsensor werden in einem Assoziationsprozess auf Basis der Prädiktionen des Kalmanfilters den Tracks

zugeordnet und anschließend ein neuer Zyklus des Kalman-Filters gestartet. Kann eine Detektion keinem Track zugeordnet werden, so muss ein neuer Track gestartet werden. Da zu diesem Zeitpunkt weder der a-priori-Zustandsvektor $\hat{x}^-(k)$ noch die a-priori-Fehlerkovarianzmatrix $P^-(k)$ bekannt sind, müssen Annahmen getätigt werden. Für den Zustandsvektor wird typischerweise der Messvektor als Initialisierung gewählt.

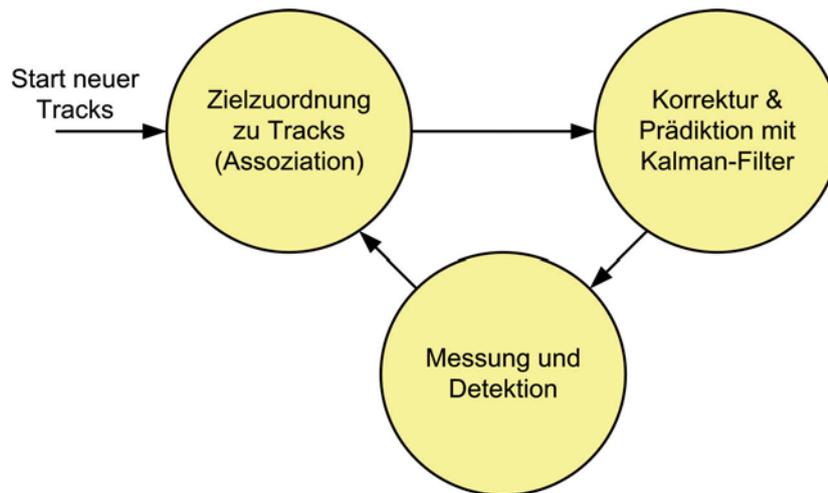


Abbildung 3.20: Trackingprozess pro Messzyklus

Auf Basis eines Kalman-Filters können auch Messdaten verschiedener Sensoren und errechnete Größen zusammengeführt werden (Abbildung 3.21). Diesen Vorgang nennt man Fusion von Daten. Es wird unterschieden zwischen homogenen und heterogenen Daten. Als homogen werden Daten bezeichnet, die mit dem gleichen physikalischen Messprinzip ermittelt wurden. Ein Beispiel ist die Geschwindigkeit von Objekten, gemessen mit zwei verschiedenen Radarsensoren. Gleiche Messgrößen von Sensoren mit verschiedenem physikalischen Messprinzip, wie zum Beispiel eines Radarsensors und eines Laserscanners, werden dagegen als heterogen bezeichnet [Stü04]. Am Testfahrzeug des Instituts für Nachrichtentechnik der TUHH wurden im Rahmen dieser Arbeit für die Beobachtung des Umfeldes ausschließlich Radarsensoren eingesetzt. Die Daten können daher als homogen bezeichnet werden.

Werden gleiche Messgrößen fusioniert, z.B. der Azimutwinkel zu einem Objekt von zwei Radarsensoren, so lassen sich durch diesen Prozess die Genauigkeit und die Detektionswahrscheinlichkeit erhöhen und die Falschalarmrate reduzieren. Die Fusion von unter-

schiedlichen Messgrößen, z.B. der Objektentfernung von einem Radarsensor und der Objektgröße aus einem Videobild, wird als komplementäre Fusion bezeichnet. Dabei wird der das Objekt beschreibende Merkmalsvektor erweitert und damit das digitale Abbild der Umgebung detailreicher. Die Genauigkeit einzelner Merkmale erhöht sich bei der komplementären Fusion allerdings nicht.

In einer kooperativen (ergänzenden) Fusion werden im Testfahrzeug die Messdaten der Geschwindigkeit und der Gierrate zur Berechnung des Kurvenradius herangezogen. Es entsteht also ein neues Merkmal, welches den Statusvektor des Kalman-Filters erweitert. Das den Fahrweg des Fahrzeuges beschreibende Ergebnis wird wiederum in kooperativer Fusion mit der Umgebungsabbildung der Radarsensoren bearbeitet und ermöglicht die Umrechnung von relativen Geschwindigkeiten bezogen auf das Testfahrzeug auf absolute Geschwindigkeiten gegenüber der Fahrbahn.

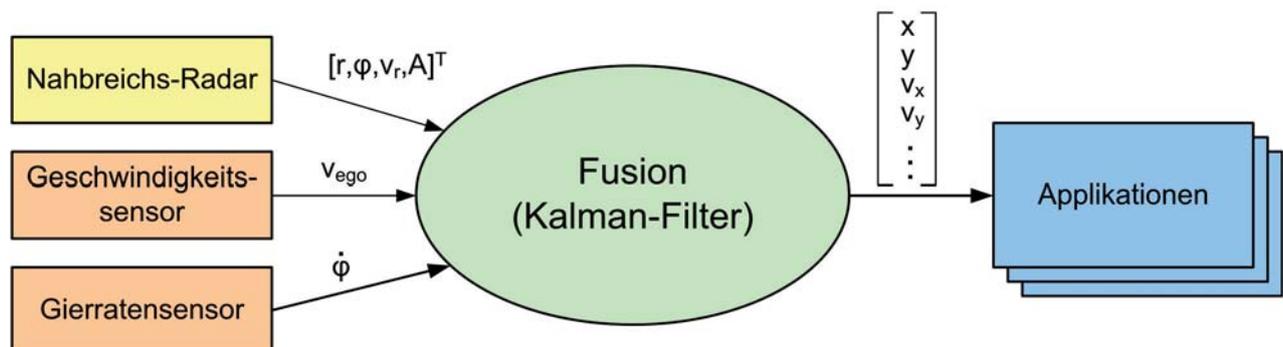


Abbildung 3.21: Fusionierung von Messdaten aus unterschiedlichen Sensoren und Bereitstellung für mehrere Applikationen

Kapitel 4

Fußgängererkennung mit 24 GHz Radarsensoren

Der Straßenverkehr ist gefährlich. In Kapitel 2.3 wurden bereits Statistiken zu Verkehrsunfällen mit getöteten und verletzten Verkehrsteilnehmern diskutiert. Besonders innerorts und auf Landstraßen kommt es zu schweren Unfällen (Abbildung 2.6). Im Gegensatz zu Autobahnen bewegen sich im innerstädtischen Bereich auch viele Fußgänger. Sie sind die bisher am wenigsten geschützten Verkehrsteilnehmer (Abbildung 4.1). Sicherheitssysteme im Fahrzeug haben hier besonderes Potential, Gefahrensituationen zu erkennen und zu vermeiden sowie die Unfallschwere zu verringern. Notbremsungen und Ausweichmanöver sind mögliche Maßnahmen zur Unfallvermeidung. Außenairbags sind in der Lage, die Unfallfolgen zu mindern. Alle Aktuatoren müssen automatisch gesteuert werden. Radarsensoren spielen hier ihre Fähigkeiten zur simultanen Messung von Objektposition mit Entfernung r und Azimutwinkel φ sowie der radialen Geschwindigkeit v_r aus. Dabei ist diese Technik robust gegenüber allen Wetterlagen und Lichtverhältnissen. Mehrzielsituationen werden durch intelligente Sendesignalformen (Kapitel 3.2) sicher aufgelöst. Dieses Kapitel beschreibt, wie aus den Radarmessdaten nicht nur die klassischen Messgrößen ermittelt werden können, sondern eine Erkennung des Zieltyps, und damit eine Unterscheidung zwischen Fahrzeugen und Fußgängern, möglich ist. Diese Thema wurde im Rahmen des DFG-Schwerpunktprogrammes UKoLoS im Projekt ESPURS bearbeitet [RR09].



Abbildung 4.1: Gefährliche Verkehrssituation mit quer laufendem Kind

Der Fußgängerschutz im Straßenverkehr ist ein aktuelles Forschungsthema. In [WCO04] wurden Statistiken von Unfällen mit Fußgängern untersucht. Es wird festgestellt, dass Frontalunfälle mit bewegten Fußgängern das häufigste Unfallszenario darstellen. Die Arbeit beinhaltet weiterhin ein makroskopisches Bewegungsmodell für Fußgänger. Dieses beschreibt, wohin und wie schnell sich ein Fußgänger im Straßenverkehr bewegt und ermöglicht damit die Simulation von Unfallhergängen. Die Bewegung eines Fußgängers unterscheidet sich aber auch mikroskopisch gesehen grundlegend von der eines Fahrzeuges, was für die Unterscheidung zwischen beiden Gruppen in dieser Arbeit ausgenutzt wird. Als mikroskopische Bewegungen werden hier die Einzelbewegungen der Gliedmaßen und des Rumpfes beim Gehen bezeichnet, welche periodisch um die makroskopische Bewegung herum erfolgen.

Für die Erkennung von Fußgängern im Straßenverkehr wurden bereits zahlreiche Vorschläge basierend auf verschiedenen Sensortechnologien veröffentlicht. Die Detektion mit Hilfe von Videokameras und Bildverarbeitungsalgorithmen wird in den Veröffentlichungen [CEK⁺00, RZW⁺05] beschrieben. Optische bildgebende Sensoren haben aber Schwierigkeiten bei Dunkelheit und Niederschlag, welches genau die Situationen sind, in denen ein Fahrzeugführer Unterstützung benötigt. In [LSMD05] wird die Fusion von Radarmessdaten und einer Thermokamera vorgeschlagen. Diese Doppelsensorstrategie nutzt geschickt die Vorteile beider Messprinzipien, führt aber zu erhöhtem technischen Aufwand und damit auch zu Mehrkosten gegenüber der Verwendung nur eines Sensors.

Zwischen den zwei Gruppen von Verkehrsteilnehmern, Fahrzeugen und Fußgängern, gibt es messtechnisch erfassbare Unterschiede. Autos sind starre bewegte Objekte. Alle Teile des Fahrzeuges sind während der Fahrt starr miteinander verbunden und bewegen sich mit gleicher Geschwindigkeit. Die Ausdehnung eines Fahrzeuges erstreckt sich über mehrere Quadratmeter. Wird das Fahrzeug mit hochauflösenden Sensoren beobachtet, so kann es nicht mehr als Punktziel betrachtet werden. Unterschiedliche Reflexionszentren führen auch zu mehreren Detektionen, die sich in allen Messgrößen unterscheiden können. Abbildung 4.2 zeigt das Entfernungsprofil eines PKW und dessen Ausdehnung über einige Meter.

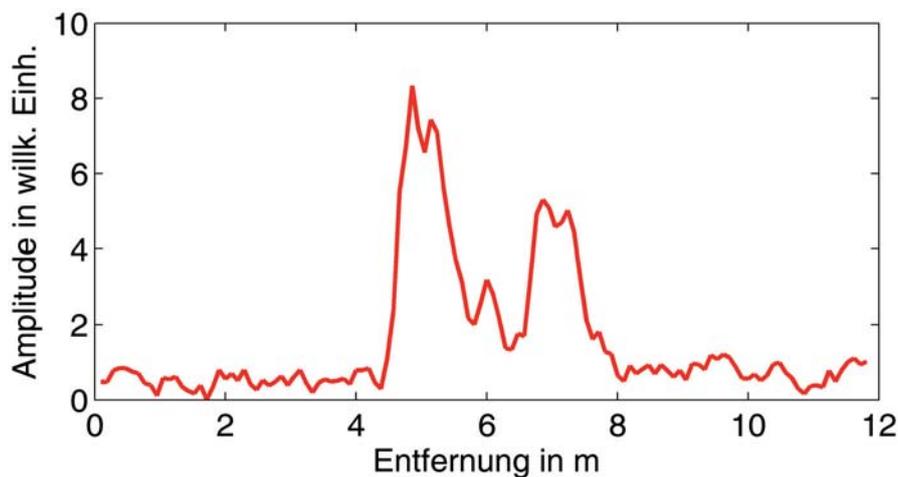


Abbildung 4.2: Entfernungsprofil eines PKW (VW Touran)

Fußgänger hingegen sind keine starren bewegten Objekte. Die Beine bewegen sich zyklisch und mit einem komplexen Bewegungsmuster unter dem Rumpf. Die verschiedenen Gliedmaßen führen zu einem breiten Dopplerspektrum und damit zu mehreren Detektionen auf unterschiedlichen Dopplerfrequenzen. Abbildung 4.3 zeigt das breite Dopplerspektrum eines gehenden Menschen. Um die Empfangssignale eines Radarsensors besser interpretieren zu können, sollen zunächst physikalische Modelle der Objekttypen erstellt werden. Mit Hilfe eines Radarsimulators werden dann modellbasierte Radarempfangssignale von einzelnen Szenen erzeugt, um die erkannten Signaleigenschaften zu überprüfen. Es wird sich zeigen, dass das Geschwindigkeitsspektrum eines Fußgängers nicht nur gespreizt, sondern auch zeitvariant ist und mit der Schrittfrequenz oszilliert.

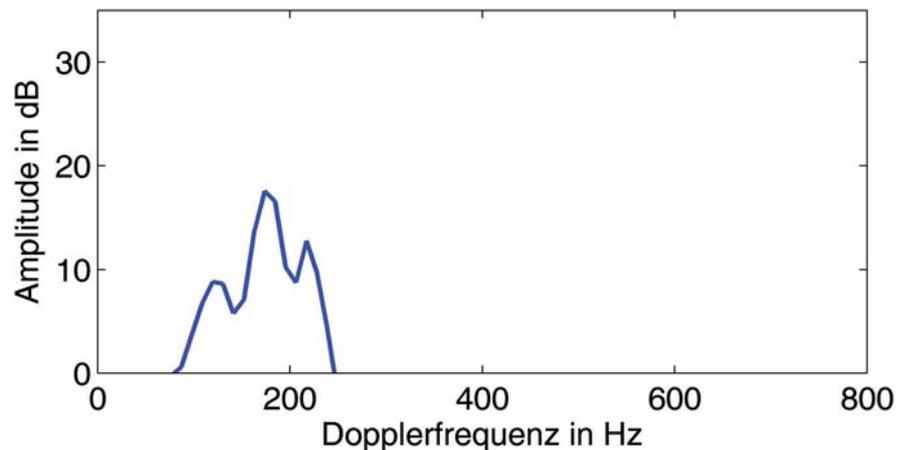


Abbildung 4.3: Resultierendes Dopplerspektrum im Fall eines gehenden Menschen

4.1 Modellbildung

Je nach verwendeter Signalform liefern Radarsensoren sowohl Entfernungs- als auch Geschwindigkeitsprofile von Objekten im Sichtbereich. Die analytischen Objektmodelle müssen daher die Ausmaße und den Bewegungsablauf in simulierten Szenen hinreichend genau nachbilden. Es wurden Modelle basierend auf relevanten Reflexionszentren der Objekte gewählt, die in Abbildung 4.4 dargestellt sind. Bei der Simulation können die voneinander unabhängigen Rückstreusignale der einzelnen Reflexionspunkte zum Radar-Empfangssignal summiert werden. Gegenüber volumenbasierten Modellen ist die Bewegungssimulation auf Basis der Reflexionspunkte rechentechnisch deutlich einfacher und schneller. Die Ergebnisse zeigen, dass die Modelle gut mit der Realität übereinstimmen.

Für einen Fußgänger wurden die Reflexionspunkte auf den wichtigsten Gliedmaßen und dem Oberkörper positioniert (Abb. 4.4a). Jeweils zwei auf dem Rumpf und beiden Beinen, in Summe sechs. Bei einem Kraftfahrzeug wurden die Positionen ermittelt, die von der Form her eine starke Rückstreuung der elektromagnetischen Wellen verursachen und daher als Reflexionszentren bezeichnet werden können (Abb. 4.4b).

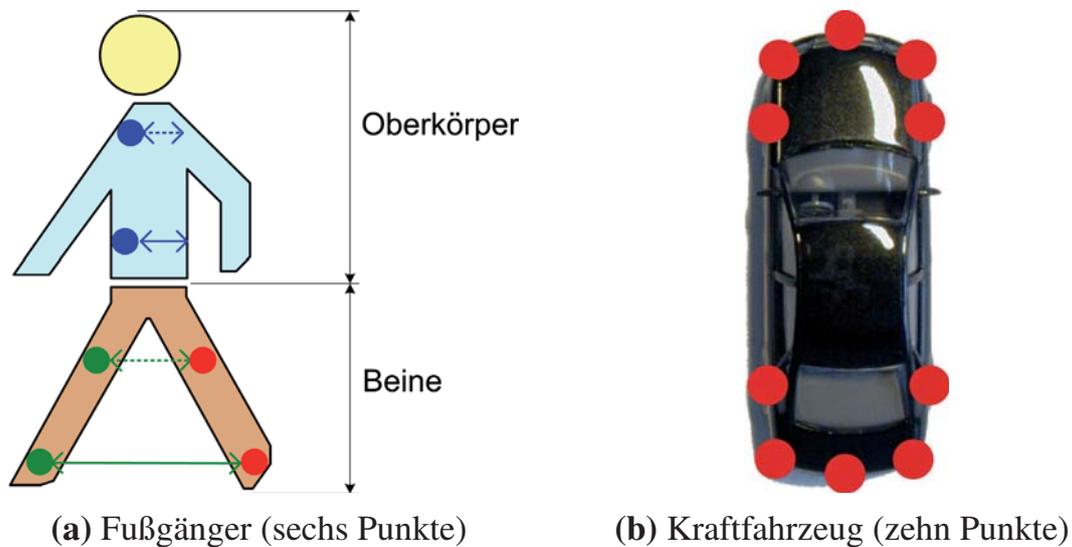


Abbildung 4.4: Reflexionsmodelle basierend auf Punkten zur Simulation der rückgestreuten Radarempfangssignale

4.1.1 Reflexionsmodell eines Fußgängers

Aus der Medizin gibt es zahlreiche Analysen des menschlichen Bewegungsapparates und der komplexen Bewegungsabläufe [Per03, GN03]. Ziel dieser Arbeiten ist es, pathologische Bewegungsabläufe bei Patienten zu identifizieren und Therapien zu entwickeln. Dazu wird zunächst der Bewegungsablauf von gesunden Menschen beschrieben. Das hier vorgeschlagene Bewegungsmodell für einen Fußgänger stellt eine Vereinfachung dar und betrachtet ausschließlich die Bewegung eines gesunden Menschen.

Der Fußgänger kann in zwei Reflexionsbereiche unterteilt werden, den Oberkörper und die Beine. Alle Bewegungen dieser Bereiche werden als Überlagerung zur mittleren Fortbewegungsgeschwindigkeit beschrieben, den sogenannten mikroskopischen Bewegungen. Die in Abbildung 4.4a gezeigten Reflexionspunkte sind in Hinblick auf den Rückstreuquerschnitt, die Bewegungsamplitude und die Geschwindigkeitsveränderung ausgewählt worden.

Oberkörper

Der Oberkörper unterstützt die Fortbewegung des Menschen passiv [Per03]. Zusammen mit den Armen und dem Kopf wird er als HAT-Einheit (engl. *head arms trunk*) bezeichnet und dient der Stabilisierung beim Gehen. Dabei bewegt sich der Oberkörper nicht gleichförmig auf den Beinen. Seine Geschwindigkeit oszilliert mit der Schrittfrequenz f_{step} um die mittlere Fortbewegungsgeschwindigkeit \bar{v} . Bei jedem Schritt schiebt sich der Oberkörper über das Becken und bringt dabei Schwung in die Vorwärtsbewegung. Beim Aufsetzen des Beines auf den Boden wird der Oberkörper wieder abgebremst und muss zur nächsten Schwungaufnahme erst auf das vordere Bein aufholen. Die Amplitude ξ_i dieser Geschwindigkeitsschwingung erreicht dabei bis zu 19% der mittleren Fortbewegungsgeschwindigkeit [GN03]. Die Bewegungen der beiden Reflexionspunkte des Oberkörpers werden abgebildet durch

$$v_{\text{trunk},i}(t) = \bar{v} + \tilde{v}_{\text{trunk},i}(t) \quad (4.1)$$

$$= \bar{v} + L_{\text{step}} \cdot f_{\text{step}} \cdot \xi_i \cdot \cos(2\pi f_{\text{step}} t) \quad (4.2)$$

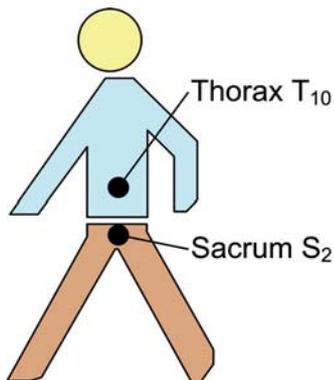
und unterscheiden sich ausschließlich in den unterschiedlichen Amplituden. An Gleichung 4.2 ist bereits zu erkennen, dass sich die mittlere Fortbewegungsgeschwindigkeit als Produkt aus der Schrittfrequenz f_{step} und der Schrittlänge L_{step} ergibt.

$$\bar{v} = L_{\text{step}} \cdot f_{\text{step}} \quad (4.3)$$

Die Geschwindigkeitsänderungen bei der Fortbewegung eines Menschen sind als Dopplerverschiebung direkt im Radarechosignal enthalten und können zur Bestimmung der Schrittfrequenz f_{step} genutzt werden. Die Bewegung der Arme wird in diesem Modell absichtlich nicht berücksichtigt. Eine Analyse ist nicht erforderlich, da ihre Bewegung nicht unmittelbar mit dem Gehen eines Menschen verbunden ist und daher vor allem nicht für die Identifikation vorausgesetzt werden kann. Der Oberkörper (Rumpf) eines Menschen ist der am stärksten rückstreuende Teil des Körpers und hebt sich in den Messungen durch die Amplitude von den Empfangssignalen anderer Gliedmaßen deutlich ab.

Um die beschriebene Oszillation der Rumpfgeschwindigkeit messbar zu machen, muss der Radarsensor eine hinreichende Auflösung der radialen Geschwindigkeit erfüllen. Er-

wartungswerte werden in [GN03] gegeben und sind in Tabelle 4.1 dargestellt. Am Kreuzbein (Sacrum S_2) ist bei freiem Gehen (≈ 5 km/h) eine Geschwindigkeitsdifferenz von $\approx 1,4$ km/h zu erwarten. In den Messungen wird mit einer Beobachtungsdauer von $T_{\text{Frame}} = 100$ ms eine Dopplerfrequenzauflösung von 10 Hz erreicht. Bei der Sendefrequenz von 24 GHz errechnet sich die Geschwindigkeitsauflösung nach Gleichung A.5 zu 0,22 km/h. Die beschriebene Schwingung kann also gut mit dem Radarsensor vermessen werden.



	schneller		langsamer	
Sacrum S_2	19%	0,8 km/h	12%	0,6 km/h
Thorax T_{10}	10%	0,5 km/h	7%	0,3 km/h
Kopf	2%	0,1 km/h	2%	0,1 km/h

Tabelle 4.1: Prozentuale und absolute Geschwindigkeitsänderungen über einem Gangzyklus bezogen auf eine mittlere Fortbewegungsgeschwindigkeit \bar{v} von ≈ 5 km/h [GN03]

Beine

Die Beine sind die antreibende Kraft beim Gehen und werden daher im Englischen als lokomotor bezeichnet. Nach [Per03] durchlaufen die Beine in einem Doppelschritt zwei Phasen, die Standphase und die Schwungphase. Abbildung 4.5 veranschaulicht die Begriffe Schritt und Doppelschritt. Bei einem Doppelschritt spricht man auch von einem Gangzyklus. Mit Abschluss eines Gangzyklus beginnt eine neue Periode der zyklischen Bewegungen aller Gliedmaßen. Zu bemerken ist, dass die Schrittlänge L_{step} sich nur auf einen Schritt bezieht.

Das linke und das rechte Bein durchlaufen die Bewegungsphasen genau entgegengesetzt. Ist das linke Bein in der Schwungphase, dann dient das rechte als Standbein und umgekehrt.

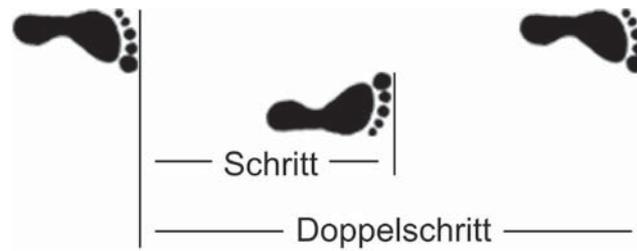


Abbildung 4.5: Schrittlänge und Gangzyklus

Daraus ist zu erkennen, dass die unteren Extremitäten stark unterschiedliche Geschwindigkeiten besitzen können. Dies spiegelt sich im Empfangssignal eines Radarsensors in einem breiten Dopplerspektrum wider. Die Bewegung der Beine wird mathematisch wiederum als Überlagerung der mittleren Fortbewegungsgeschwindigkeit \bar{v} des Fußgängers mit einer Pendelbewegung beschrieben. Die Weite der Pendelbewegung wird durch den Faktor ξ_i modelliert und ist abhängig von der Lage des Reflexionspunktes auf dem Bein. Je näher der Reflexionspunkt am Bein angenommen wird, desto größer ist die Amplitude der Pendelbewegung.

$$v_{\text{leg},i}(t) = \bar{v} + \tilde{v}_{\text{leg,side},i}(t) \quad (4.4)$$

$$\tilde{v}_{\text{leg,left},i}(t) = L_{\text{step}} \cdot f_{\text{step}} \cdot (1 + \xi_i \cdot \cos(\pi f_{\text{step}} t)) \quad (4.5)$$

$$\tilde{v}_{\text{leg,right},i}(t) = L_{\text{step}} \cdot f_{\text{step}} \cdot (1 + \xi_i \cdot \sin(\pi f_{\text{step}} t)) \quad (4.6)$$

Die Frequenz der Beinschwingung entspricht genau der Hälfte der Frequenz der Oberkörperschwingung. Der Oberkörper hat die Periodendauer eines Schrittes, während bei den Beinen jeweils der Doppelschritt als Periode zugrunde liegt. Abbildung 4.6 zeigt den Bewegungsablauf eines kompletten Doppelschrittes. Die rechten Extremitäten sind in grün eingefärbt, die linken in rot. Die Bewegung der Arme ist nur zum besseren Verständnis dargestellt und kann, wie oben beschrieben, im Radarempfangssignal nicht vorausgesetzt werden. Auch eine periodische Bewegung des Oberkörpers in vertikaler Richtung ist in der Darstellung zu erkennen und tritt tatsächlich in der Realität auf. Allerdings kann diese Bewegung nicht durch einen Radarsensor gemessen werden.

Anhand des Modelles kann nun der zu erwartende Geschwindigkeitsbereich des Oberkörpers und der Beine bezogen auf die mittlere Fortbewegungsgeschwindigkeit angegeben werden. Die Beine decken dabei den breiten Bereich von 0 km/h (Standfuß) bis $2\bar{v}$ (schwin-

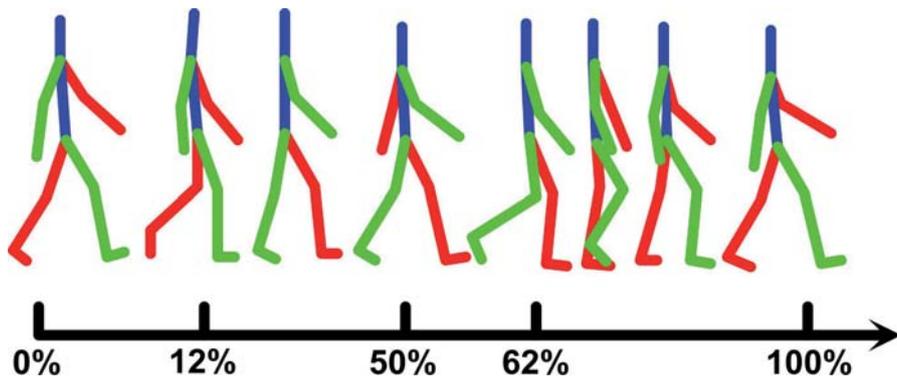


Abbildung 4.6: Gangphasen eines Doppelschrittes aus [RR07]

gender Fuß) ab. Die maximale Ausdehnung über der Geschwindigkeit besteht genau dann, wenn der Fuß des Schwungbeines am Standbein vorbeiswingt. Der Erwartungsbereich für die Geschwindigkeitsvariation des Rumpfes ist deutlich kleiner und bewegt sich um die mittlere Fortbewegungsgeschwindigkeit. Abbildung 4.7 stellt den Sachverhalt grafisch dar.

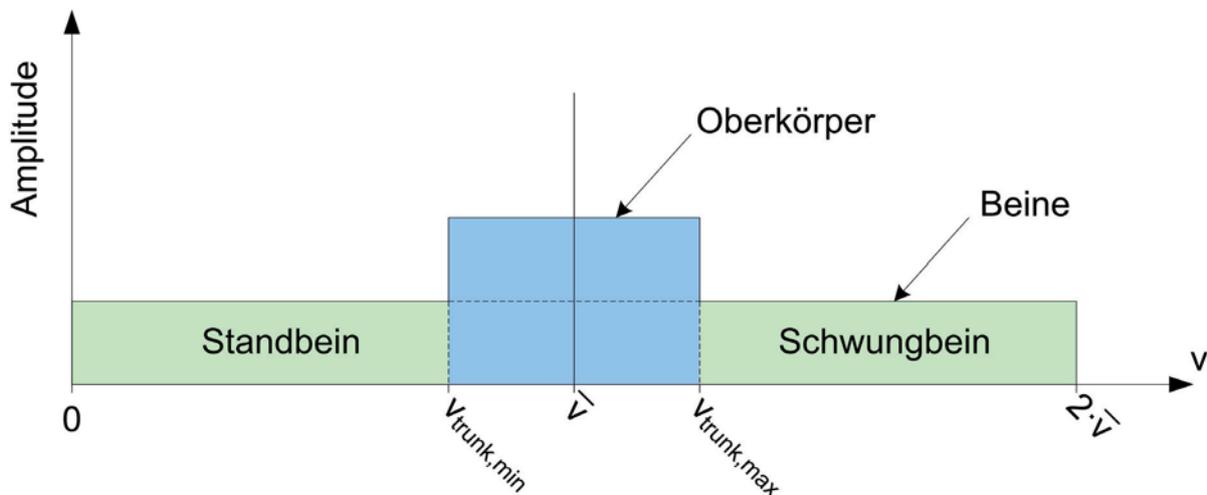


Abbildung 4.7: Erwarteter Geschwindigkeitsbereich von Beinen (grün) und Oberkörper (blau)

Die analytisch beschriebenen Bewegungen der Reflexionspunkte werden im Radar-Simulator zur Simulation der Empfangssignale genutzt. In einem ersten Schritt, ohne Simulation des Sensors, lassen sich mit ihrer Hilfe aber auch schon ideale Diagramme der

Reflexionspunkte über der Zeit oder der Entfernung erstellen. Abbildung 4.8 zeigt den idealen Verlauf der Dopplerfrequenz aller Reflexionspunkte über der Entfernung (Bewegungsrichtung). Deutlich zu erkennen ist die in blau dargestellte Schwingung der Rumpfgeschwindigkeit. Bei Darstellungen über der Entfernung ist zu beachten, dass das Bild der Messung zu einem bestimmten Zeitpunkt nicht einem senkrechten Ausschnitt im Entfernungsdiagramm entspricht. Die Gliedmaßen können sich zu einem festen Zeitpunkt durchaus in verschiedenen Entfernungstoren bewegen.

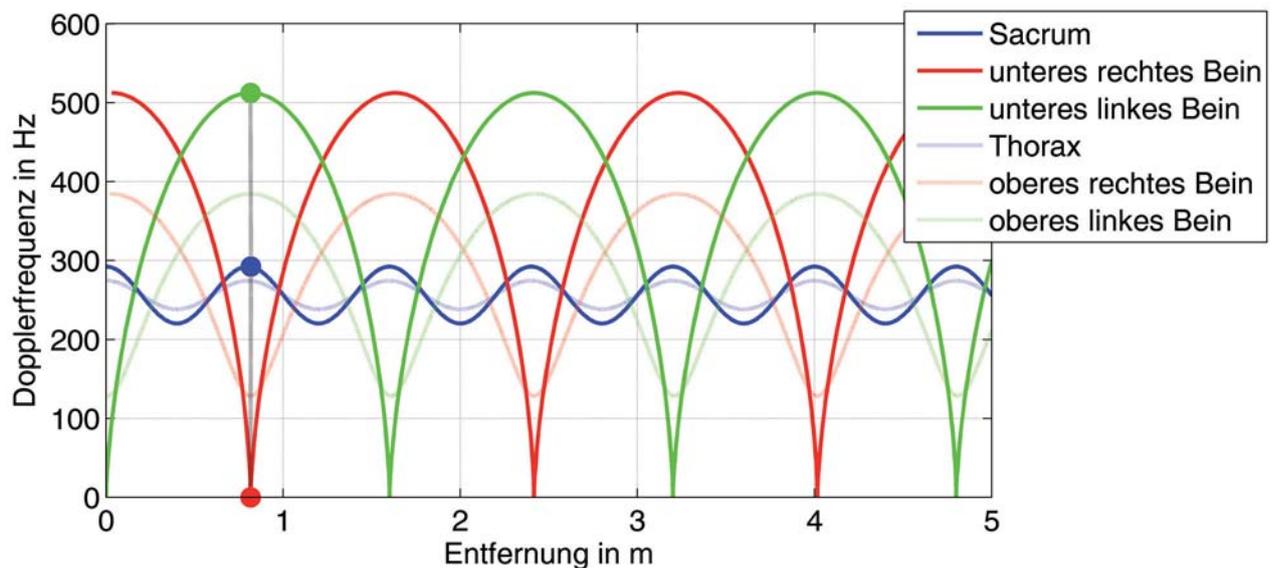


Abbildung 4.8: Ideales Doppler-Entfernungsdiagramm der 6 Reflexionspunkte auf Basis des Modells

Wie der zeitliche Verlauf der Ausdehnungen im Dopplerspektrum in den Messdaten zu erwarten ist zeigt die Abbildung 4.9. Es basiert auf dem Bewegungsmodell und zeigt, dass eine Oszillation mit der Schrittfrequenz entsteht. Bei der Dopplerausdehnung entstehen die Maxima in den Schrittphasen, in denen das Schwungbein am Standbein vorbeiswingt. Minima ergeben sich immer beim Abschluss eines jeden Schrittes, wenn beide Füße mit der Schrittlänge voneinander entfernt auf dem Boden stehen. Genau um 180° phasenverschoben verhält sich die räumliche Ausdehnung in Bewegungsrichtung. Maxima bestehen hier, wenn beide Füße in Schrittweite voneinander entfernt stehen. Minima beim Durchschwingen des Schwungbeines am Standbein vorbei. Vorweggreifend kann festgestellt werden,

dass diese messbaren Ausdehnungen als Merkmale zur Klassifikation eingesetzt werden können.

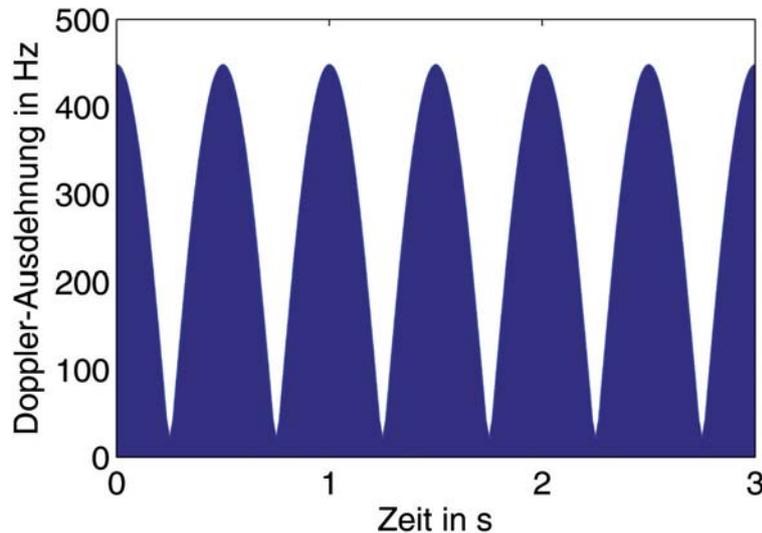


Abbildung 4.9: Oszillierende Ausdehnung im Dopplerspektrum basierend auf dem Bewegungsmodell eines Fußgängers

Analyse des Gehens

Das genannte Modell erfordert die Kenntnis über die Parameter Schrittfrequenz f_{step} und Schrittlänge L_{step} . Dazu wurden Videoaufzeichnungen von Fußgängern angefertigt und ausgewertet [RFR06, FRR06]. Die Aufzeichnung erfolgte von der Seite und beinhaltete einen Maßstab im Videobild, mit dessen Hilfe sich die zurückgelegte Entfernung einfach bestimmen lässt. Die Messdauer wiederum lässt sich über die Anzahl der Videobilder ermitteln, welche mit einer Frequenz von 25 Hz aufgezeichnet wurden. Es wurden nur solche Messungen berücksichtigt, in denen die beobachtete Person ohne Pause eine Mindeststrecke von 10 m zurücklegte. Der Stichprobenumfang beträgt 200 Personen, 100 eines jeden Geschlechtes.

Die Ergebnisse sind in Abbildung 4.10 in Form von Histogrammen dargestellt. Typische Schrittlängen L_{step} bewegen sich zwischen 60 und 90 cm, ein deutlicher Peak der Häu-

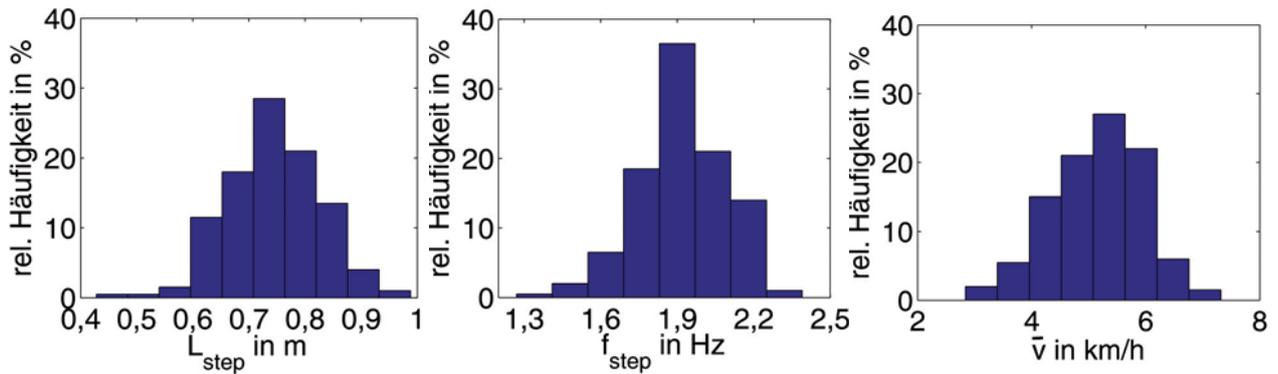


Abbildung 4.10: Histogramme für die Schrittweite, die Schrittfrequenz und die mittlere Fortbewegungsgeschwindigkeit (Basis: 200 Personen)

figkeitsverteilung liegt um 75 cm. Das Histogramm der Schrittfrequenz hat eine ähnliche Ausprägung und besitzt ein deutliches Maximum um 1,9 Hz. Ein Histogramm der mittleren Fortbewegungsgeschwindigkeit, errechnet nach Gleichung 4.3, zeigt einen Erwartungsbereich von 3 bis 7 km/h. Die in [GN03] genannte Geschwindigkeit beim *freien Gehen* von ≈ 5 km/h deckt sich gut mit dem Mittelwert der Messungen. Bei Trennung nach Geschlecht fällt auf, dass in den erhobenen Daten Männer im Schnitt 10 cm (13%) längere Schritte machten als Frauen. Dieser Unterschied wird auf die Körpergröße zurückzuführen sein.

Trägt man die ermittelten Schrittlängen und die Schrittfrequenzen über der mittleren Fortbewegungsgeschwindigkeit auf, ist eine Abhängigkeit zu erkennen. In Abbildung 4.11 sind die Messdaten (blaue Punkte) mit linearen Funktionen (rot) nach dem *Minimum-Mean-Square-Error-Verfahren* (MMSE) geschätzt worden. Sowohl die Schrittweite als auch die Schrittfrequenz steigen bei zunehmender Geschwindigkeit. Ein Radarsensor liefert genaue Messwerte für die Objektgeschwindigkeit. Wird die Schrittfrequenz eines Fußgängers zusätzlich aus den Radarmessdaten geschätzt, so kann diese mit dem geschwindigkeitsabhängigen Erwartungsbereich verglichen werden. Für das Merkmal Schrittgeschwindigkeit wird ein Objekt als Fußgänger klassifiziert, wenn die geschätzte Frequenz innerhalb des Erwartungsbereiches liegt.

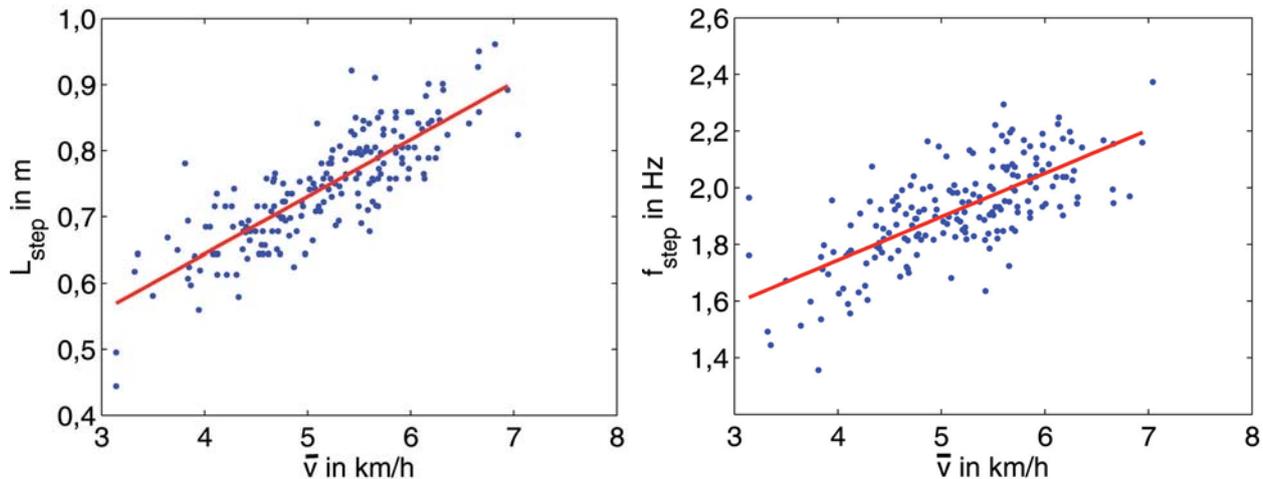


Abbildung 4.11: Einfluss der mittleren Fortbewegungsgeschwindigkeit auf die Schrittlänge und die Schrittfrequenz (Basis: 200 Personen)

4.1.2 Reflexionsmodell eines Kraftfahrzeuges

Bei einem KFZ sind alle Karosserie- und Fahrgestellteile starr miteinander verbunden. Die rotierenden Räder können theoretisch zu höheren Dopplerfrequenzen im Empfangsspektrum führen, was in den Messungen aber nicht aufgetreten ist. Ein wichtiger Unterschied zum Fußgänger ist daher, dass die modellierte Fahrzeugbewegung keine überlagerten Einzelbewegungen enthält.

$$\tilde{v}_{\text{car},i}(t) = 0 \quad (4.7)$$

Das rückgestreute Signal der zehn Punkte des Reflexionsmodelles, dargestellt in Abbildung 4.4b, wird wiederum als Überlagerung mit dem Radarsensor empfangen. Die räumliche Ausdehnung stellt ein weiteres Unterscheidungsmerkmal zum Fußgänger dar und führt dazu, dass die einzelnen Reflexionspunkte unter verschiedenen Aspektwinkeln vom Radarsensor detektiert werden. Der Winkelunterschied ist abhängig von der Entfernung des beobachteten Objektes und wird größer, je näher das Objekt dem Sensor ist. Da heutige Radarsensoren im Automobil keine Winkelauflösung besitzen, müssen die einzelnen Detektionen über der Entfernung oder der radialen Geschwindigkeit voneinander getrennt sein. Verschmelzen zwei Reflektionspunkte unterschiedlichen Winkels in einer Detektion, so wird ein falscher Winkel gemessen.

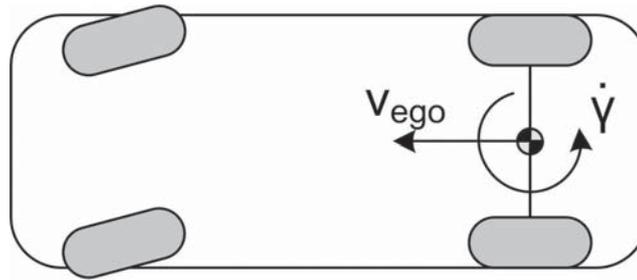


Abbildung 4.12: Vereinfachtes Bewegungsmodell für ein KFZ

Die Bewegung eines KFZ wird mit einem vereinfachten Einspurmodell beschrieben. Abbildung 4.12 zeigt den Schwerpunkt auf der Hinterachse, um welchen sich das Fahrzeug mit der Gierrate $\dot{\gamma}$ dreht. Die Geschwindigkeit v_{ego} ist zeitdiskret vereinfacht in Vorwärtsrichtung angenommen. Die Gierrate errechnet sich aus einem in der Szene darzustellenden Kurvenradius r_c und der Geschwindigkeit des Fahrzeuges.

$$\dot{\gamma} = \frac{v_{\text{ego}}}{r_c} \quad (4.8)$$

4.2 Radarsimulation

Ziel der Radarsimulation ist es, das Empfangssignal des für diese Arbeit genutzten Puls-Doppler-Radarsensors nachzubilden. Das ermöglicht einen direkten Vergleich zwischen der Objektbewegung des Modells und den Ergebnissen der Signalverarbeitung. Die Ausgaben der Radarsimulation haben das gleiche Format wie die Rohdaten des Sensors aus Abbildung 4.17. Die auch in MATLAB implementierte Signalverarbeitungskette, ausführlich dargestellt in Anhang B, wird gleichermaßen für simulierte als auch für echte Messdaten genutzt. Das Blockdiagramm der Radarsimulation zeigt Abbildung 4.13.

Neben den Parametern für den simulierten Radarsensor wird eine Szenenbeschreibung als Eingabe benötigt. Mit den in den vorigen Kapiteln vorgestellten Modellen von Fußgängern und KFZ können künstliche Szenen erstellt werden, in welchen sich ein oder mehrere Objekte fortbewegen. Anfangsposition, Bewegungsrichtung, Kurvenradius und Geschwindigkeit sind notwendige Anfangswerte für die Situationsnachbildung und sind im Statusvektor p enthalten.

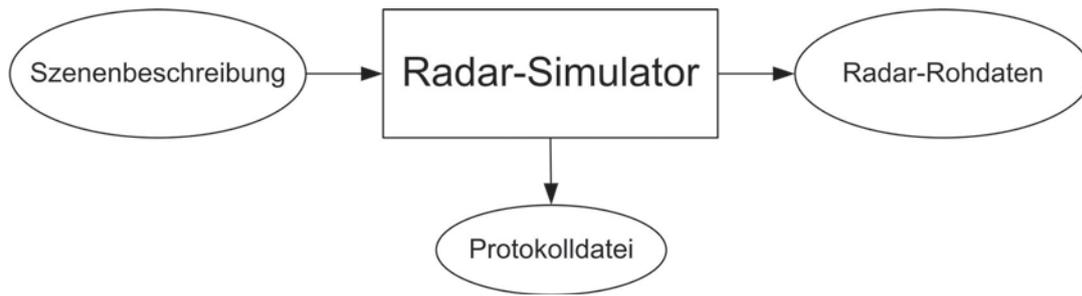


Abbildung 4.13: Blockdiagramm der Radarsimulation

$$p_{\text{Ped}}(0) = [x_0, y_0, v_0, \gamma_0, r_c, f_{\text{step}}, L_{\text{step}}] \quad (4.9)$$

$$p_{\text{KFZ}}(0) = [x_0, y_0, v_0, \gamma_0, r_c] \quad (4.10)$$

Beschleunigungen sind in der Simulation nicht abgebildet. Der Radarsimulator errechnet nun die Statusvektoren aller Einzelpunkte der Szene zu diskreten Zeitpunkten im Abstand T_{PRI} und simuliert mit jedem Sendepuls das summierte Empfangssignal s_e aller N_{rp} Reflexionspunkte. Für jeden Reflexionspunkt wird ein entsprechender Rückstreuquerschnitt (RCS) genutzt.

$$s_e(t) = \sum_{k=1}^{N_{\text{rp}}} A_k \cdot e^{j(2\pi f_{\text{d},k} \cdot t + \theta_{0,k})} \quad (4.11)$$

Die simulierten Empfangssignale im Basisband stehen als Datenstrom komplexer Zahlen am Ausgang des Simulators zur Verfügung. Sie können in Messdateien abgespeichert oder direkt an die Signalverarbeitungskette weitergeleitet werden.

4.2.1 Simulation von Entfernungsprofilen (Bandbreite)

Es soll der Einfluss der Bandbreite eines Sensors auf das Messergebnis untersucht werden. Dazu wurden Simulationen mit verschiedenen Bandbreiten durchgeführt. Abbildung 4.14 verdeutlicht die entstehenden Unterschiede anhand beider Zielklassen. Die Bandbreite von 2,5 GHz entspricht einer Entfernungsauflösung von 6 cm. Sowohl der Fußgänger (Abb. 4.14a) als auch das Kraftfahrzeug (Abb. 4.14b) erzeugen im Entfernungsprofil mehrere

Maxima. Während der Fußgänger eine geringe radiale Ausdehnung von 0,5 m aufweist, erstrecken sich die Reflexionen des KFZ über 4,9 m. Bei dieser hohen Auflösung sind sowohl beim Fußgänger als auch beim Fahrzeug einige der modellierten Reflexionspunkte im Entfernungprofil voneinander trennbar. Die oszillierende räumliche Ausdehnung (vgl. Kap. 4.1.1), beruhend auf der Bewegungsfolge von Stand- und Schwungbein, ist in den Empfangsdaten erkennbar. Von den zehn modellierten Reflexionspunkten des PKW entstehen trennbare Maxima in sechs Entfernungstoren.

Eine Bandbreite von 250 MHz und den damit verbundenen 60 cm Auflösung führt zum Verlust von Detailtreue im Entfernungprofil. Der eindeutige Unterschied zwischen dem Entfernungprofil eines Fußgängers (Abb. 4.14c) und dem eines Autos (Abb. 4.14d) bleibt aber erhalten. Das KFZ erstreckt sich bei der schmalbandigen Betrachtung über sieben Entfernungstore und kann als räumlich ausgedehnt bezeichnet werden. Die zehn simulierten Reflexionspunkte eines KFZ verschmelzen zu zwei breiteren Peaks und erstrecken sich über 5,4 m. Der Fußgänger wiederum wird bei 60 cm Auflösung zu einem Punktziel. Die mit den Schritten oszillierende räumliche Ausdehnung des Fußgängers kann bei einer Bandbreite von 250 MHz nicht in den Messdaten beobachtet werden. Für die Unterscheidbarkeit der Objekte anhand der Ausdehnung im Entfernungprofil kann festgestellt werden, dass ob der großen radialen Ausdehnung von PKWs gegenüber der von Fußgängern eine hohe Bandbreite nicht erforderlich ist.

4.2.2 Simulation von Dopplerspektren (Time-on-Target)

Die Bandbreite eines Radarsensors ist unerheblich für die Messung von Dopplerspektren. Ausschlaggebend für deren Auflösung ist die Beobachtungsdauer T_{Frame} . Mit einer gewählten Beobachtungsdauer von 100 ms wurden die Dopplerspektren eines Fußgängers (Abb. 4.15a) und eines Kraftfahrzeuges (Abb. 4.15b) simuliert. Die Frequenzauflösung beträgt 10 Hz. Bei einer Sendefrequenz von 24 GHz und unter Zuhilfenahme der Gleichung A.11 errechnet sich die Geschwindigkeitsauflösung zu 0,06 m/s (0,22 km/h). Das Kraftfahrzeug stellt sich als schmale Spektrallinie ohne nennenswerte Ausdehnung dar und kann im Dopplerprofil daher als punktförmig bezeichnet werden. Bei einem Fußgänger ergibt sich ein

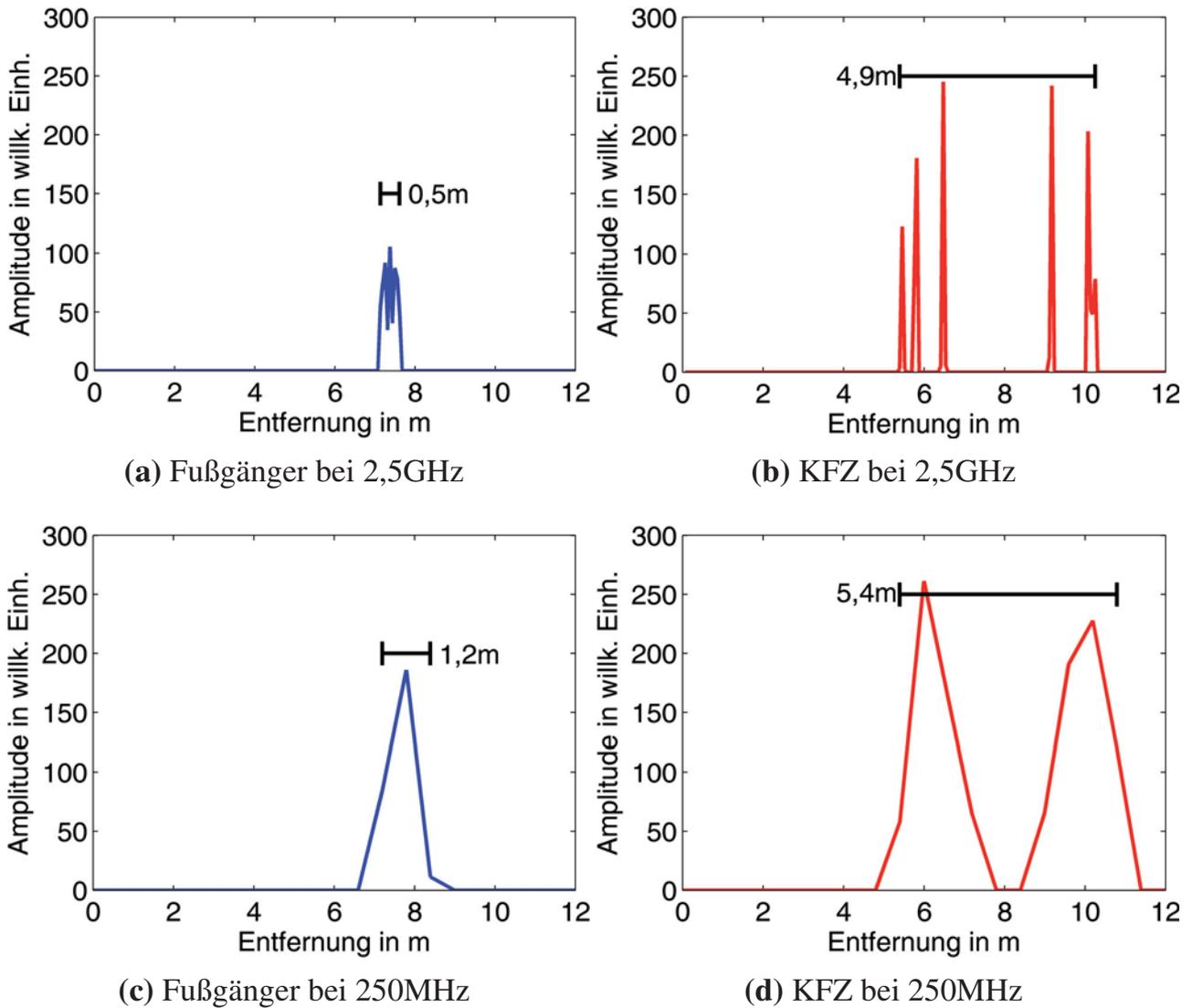


Abbildung 4.14: Entfernungsprofile von simulierten Empfangssignalen bei unterschiedlichen Signalbandbreiten

gänzlich anderes Bild. Die unterschiedlichen Geschwindigkeiten der Gliedmaßen untereinander und der des Rumpfes ergeben ein breites Empfangsspektrum. Die Momentaufnahme in Abbildung 4.15a zeigt eine Breite von 467 Hz, das entspricht 10,5 km/h. In der Bewegungsfolge des menschlichen Gehprozesses (Kapitel 4.1.1) ist das der Punkt, an welchem das Schwungbein mit seiner höchsten Geschwindigkeit unter dem Rumpf und am Standbein vorbeiswingt.

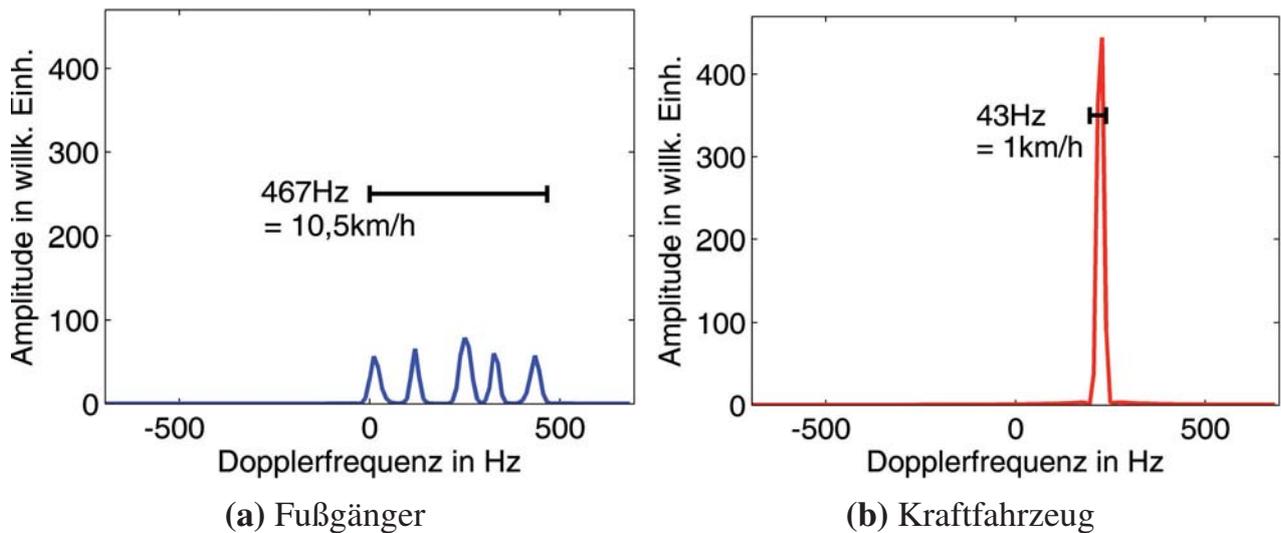


Abbildung 4.15: Simulierte Dopplerspektren bei einer Beobachtungsdauer (Time-on-Target) von 100 ms

Die Oszillation der Rumpfgeschwindigkeit mit der Schrittfrequenz f_{step} ist in den simulierten Daten eindeutig zu beobachten. Zur Veranschaulichung wurden in Abbildung 4.16 die Empfangsdaten von 10 s einer simulierten Szene in zeitlicher Überlagerung im Entfernung-Geschwindigkeits-Diagramm (RV-Diagramm) aufgetragen. Der Fußgänger bewegt sich radial vom Radarsensor weg, die Amplitude der Empfangssignale ist farblich codiert. In regelmäßigen Abständen der Schrittlänge L_{step} (engl. *step length*) ist das reflektierte Signal vom Standbein bei niedrigen Geschwindigkeiten über dem zurückgelegten Weg zu erkennen. Der Rumpf ist als stärkster Rückstreuer mit höherer Amplitude im Empfangssignal enthalten. Die Oszillation der Rumpfgeschwindigkeit über der Strecke und damit über der Zeit ist sehr gut zu erkennen. Die zyklisch auftretenden hohen Geschwindigkeiten des Schwung-

beines ähneln der erwarteten Darstellung aus Abbildung 4.8. Für die Unterscheidbarkeit der Objekte auf Basis von Dopplerspektren lassen sich aus den Simulationen mögliche Merkmale ableiten. Zum einen kann die Ausdehnung in der Geschwindigkeit oder deren Oszillation (vgl. Abb. 4.9) herangezogen werden. Desweiteren enthält die Oszillation der Rumpfgeschwindigkeit die Schrittfrequenz f_{step} als schätzbare Größe. Anhand von Messungen kann gezeigt werden, dass beide Merkmale für eine Klassifikation geeignet sind.

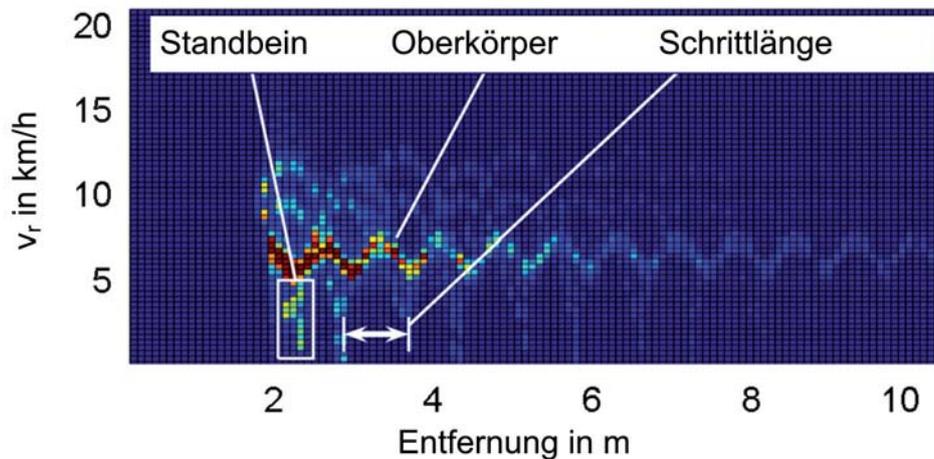


Abbildung 4.16: RV-Diagramm der Simulation eines radial bewegten Fußgängers

4.3 Messtechnische Validierung

Zur Untersuchung der im vorangegangenen Kapitel beschriebenen Effekte und zur Verifikation der Bewegungsmodelle ist ein breitbandiger Radarsensor mit hoher Auflösung in Entfernung r und radialer Geschwindigkeit v_r notwendig. Am Institut für Nachrichtentechnik der Technischen Universität Hamburg-Harburg (TUHH) wurde ein experimenteller Puls-Doppler-Radarsensor auf Basis eines HF-Teils aus einem Serien-Pulsradar entwickelt. Die Steuerung des HF-Teils übernimmt ein FPGA. Die Empfangssignale werden von schnellen ADCs digitalisiert und vom FPGA in Datenrahmen zusammengefasst. Abbildung 4.17 zeigt den im 24 GHz Band arbeitenden Sensor. Die Messdaten werden über

KAPITEL 4. FUSSGÄNGERERKENNUNG MIT 24 GHz RADARSENSOREN

eine USB2.0 Schnittstelle per *High-Speed* Verbindung an einen PC zur Darstellung und Aufzeichnung übertragen. Es werden ausschließlich unverarbeitete Rohdaten vom Sensor ausgegeben. Der Sensor ist für den Einsatz unter Laborbedingungen gedacht und besitzt eine maximale Bandbreite von 2,5 GHz. Heute verfügbare und zugelassene Seriensensoren im 24 GHz-Band haben im Vergleich dazu eine um den Faktor zehn kleinere Bandbreiten und erreichen damit Entfernungsauflösungen von einem Meter.

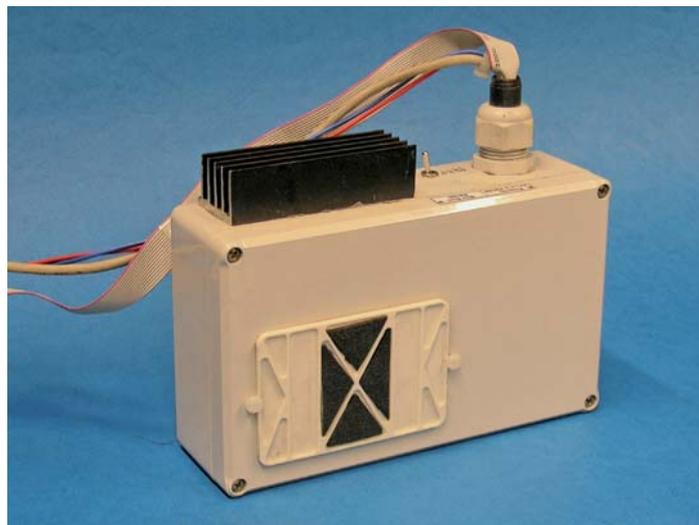


Abbildung 4.17: Experimenteller 24 GHz Puls-Doppler-Radarsensor

Ein Vorteil des experimentellen Sensors ist die hohe Parametrierbarkeit. Tabelle 4.2 zeigt einstellbare Parameter und zugehörige Wertebereiche. Ein weiterer Bereich von Entfernungs- und Geschwindigkeitsauflösung ist dadurch einstellbar. Ein Beispiel von gewählten Messbereichen und Auflösungen, die für Messungen im Rahmen dieser Arbeit genutzt wurden, wird in Tabelle 4.3 dargestellt. Der Start und das Beenden von Aufzeichnungen sowie alle Einstellungen zur Messung können in einem grafisch gesteuerten PC-Programm getätigt werden. Messungen beliebiger Länge können auf der Festplatte gespeichert werden und enthalten für die nachträgliche Auswertung im Dateikopf alle erforderlichen Einstellungen zur Zeit der Messung.

Parameter	Bezeichnung	Wertebereich
Pulswiederholffrequenz	f_{PRF}	3 .. 6 MHz
Pulsanzahl pro Tor	N_{PPT}	8 .. 32
FFT-Länge	M_{FFT}	32 .. 128
Pulslänge	T_{p}	400 .. 1000 ps

Tabelle 4.2: Einstellbare Parameter des Puls-Doppler-Sensors mit Bereichsangaben

Größe	Bezeichner	Wertebereich
maximale Entfernung	r_{max}	15 m
Entfernungsauflösung	Δr	8 cm
Dopplerauflösung	Δf_{d}	10 Hz
Geschwindigkeitsauflösung	Δv_{r}	0,22 km/h
Dauer des Messzyklus	T_{Frame}	100 ms

Tabelle 4.3: Beispiel für gewählte Messbereiche und Auflösungen

4.3.1 Entfernungprofile

Die gemessenen Entfernungprofile eines Fußgängers und eines PKW bei einer Auflösung von 6 cm werden exemplarisch in Abbildung 4.18 dargestellt. Es ist deutlich zu erkennen, dass der Fußgänger, wie vom Modell beschrieben, ein deutlich schmaleres Entfernungprofil besitzt als das Kraftfahrzeug. Die von den Signalverarbeitungsalgorithmen automatisch geschätzte Ausdehnung des Fußgängers (Abb. 4.18a) beträgt in dieser Momentaufnahme 0,3 m und oszilliert in den Messungen typischerweise zwischen 0,2 m und 0,6 m. Wie bei den Simulationen liegt die Messdauer eines Frames bei $T_{\text{Frame}}=100$ ms, was bei einer Schrittfrequenz von 2 Hz zu fünf Messungen pro Schritt führt.

Die Ausdehnung des beobachteten Fahrzeuges im Entfernungprofil ist mit 1,0 m deutlich geringer als anhand der Simulationen zu erwarten war. Zu erklären ist das durch Abschattungen von Reflexionspunkten. Die weiter entfernten Rückstreupunkte des Objektes sind in den Messungen im Unterschied zu den Annahmen im Modell verdeckt oder sehr stark

gedämpft. Die Signalspitzen nahe 0 m Entfernung, also dicht vor dem Sensor, sind auf das Übersprechen der Sendepulse in den Empfänger des Radarsensors zurückzuführen und werden nicht ausgewertet. Eine Unterscheidung von PKW und Fußgängern anhand des Entfernungprofiles ist prinzipiell möglich. Die automatische Berechnung der Entfernungprofilbreite eines Objektes und daraus resultierende Klassifikationsergebnisse werden in Kapitel 4.4.1 präsentiert.

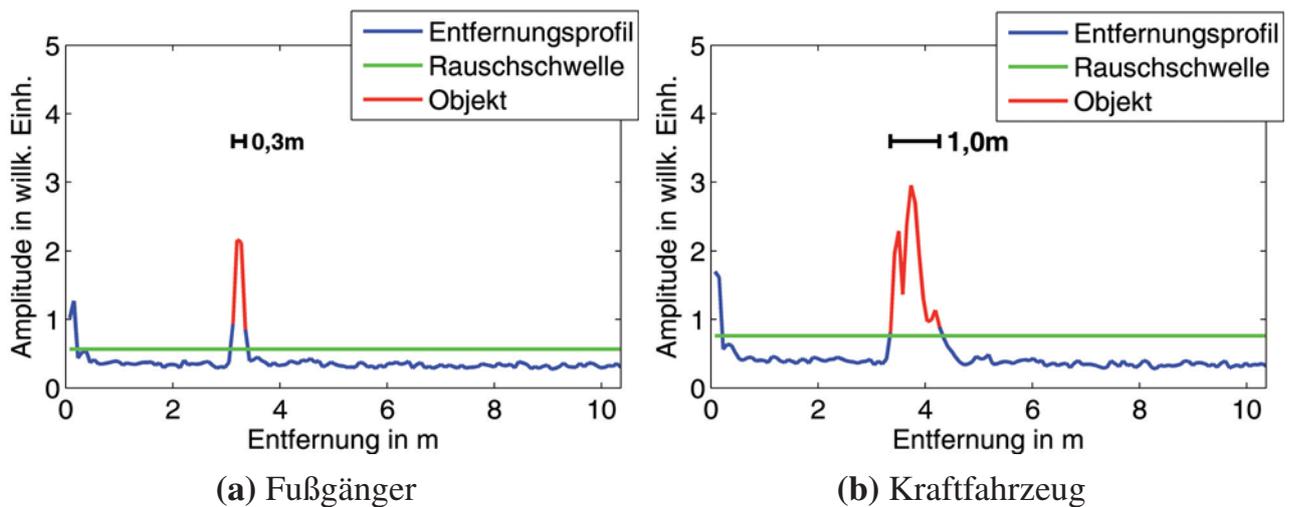


Abbildung 4.18: Gemessene Entfernungprofile bei einer Bandbreite von 2.5GHz

4.3.2 Dopplerspektren

Die Unterscheidung von Fußgängern und Fahrzeugen ist in den meisten Fällen im Straßenverkehr schon alleine anhand der absoluten Objektgeschwindigkeit möglich. Der Tracker verfolgt ein Ziel über der Zeit und in aufeinanderfolgenden Frames und kann nach Bereinigung um die Eigenbewegung des messenden Fahrzeuges (Kapitel 5.2) die Bewegungsrichtung und die Geschwindigkeit über Grund des Objektes schätzen. Kraftfahrzeuge sind nun typischerweise deutlich schneller als Fußgänger sich fortbewegen können. Aber gerade in den übrig bleibenden für Fußgänger unfallträchtigen Situationen von anfahrenden, einscherenden und abbiegenden Fahrzeugen im Stadtverkehr bei langsamen Geschwindigkeiten ist eine Unterscheidung zwischen den Objekten notwendig. Bei der Vermessung von

Fahrzeugen wurde daher darauf geachtet, dass die Absolutgeschwindigkeit unter 15 km/h liegt.

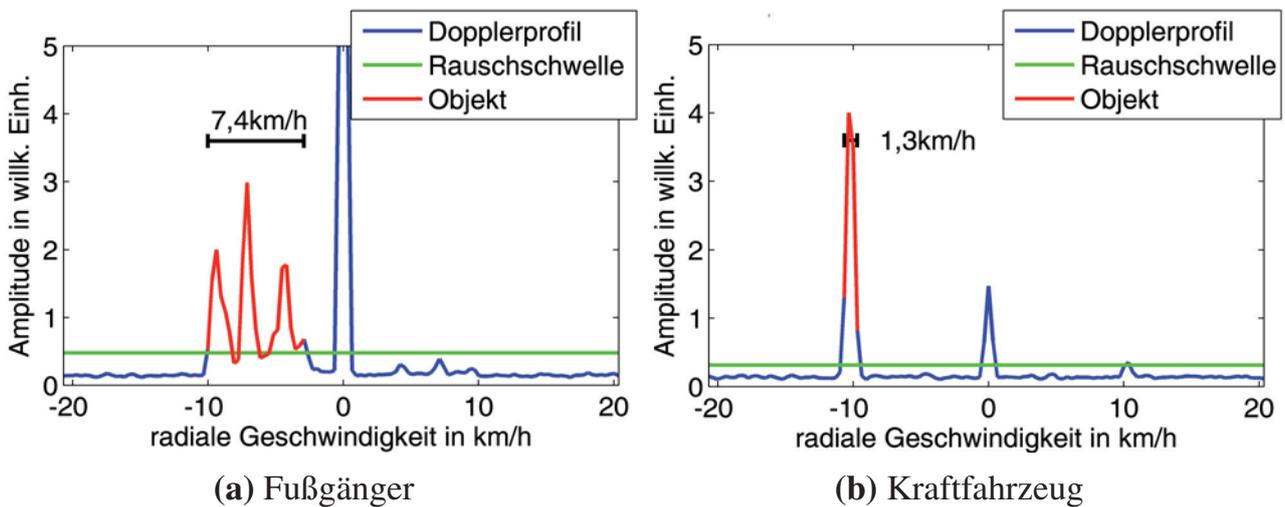


Abbildung 4.19: Gemessene Dopplerprofile bei einer Beobachtungsdauer von 100 ms

Die Dopplerprofile in Abbildung 4.19 stimmen sehr gut mit den Simulationsergebnissen überein. Ein Fußgänger besitzt ein breites Spektrum hervorgerufen von den unterschiedlichen Geschwindigkeiten seiner Gliedmaßen, während ein Auto ein schmales Spektrum im Radarbild erzeugt. Die dargestellte Momentaufnahme bei der Vermessung eines Fußgängers (Abb. 4.19a) weist drei deutliche Maxima auf. Das mittlere und globale Maximum kann dem Rumpf zugeordnet werden. Die höhere Dopplerfrequenz (Geschwindigkeit) wird vom Schwungbein erzeugt, während der sich bewegende Teil des Standbeines bei einer niedrigeren Geschwindigkeit wiederzufinden ist. Die gesamte Ausdehnung im dargestellten Dopplerprofil beläuft sich auf 7,4 km/h. Die in den Darstellungen enthaltenen Signalspitzen um 0 km/h sind auf stehende Ziele in den Messungen zurückzuführen und werden nicht ausgewertet. Wiederum ist zu erwähnen, dass der Fußgänger eine mit der Schrittfrequenz oszillierende Geschwindigkeitsausdehnung im Empfangssignal erzeugt (vgl. Abb. 4.9). Diese aus den Modellen hervorgegangene Vermutung bestätigt sich in den Messungen. Demgegenüber erzeugt ein KFZ ein Dopplerprofil konstanter Breite im Radarbild. Für radial bewegte Fahrzeuge gilt zusätzlich, dass das Dopplerprofil wie in Abb. 4.19b sehr schmal ist.

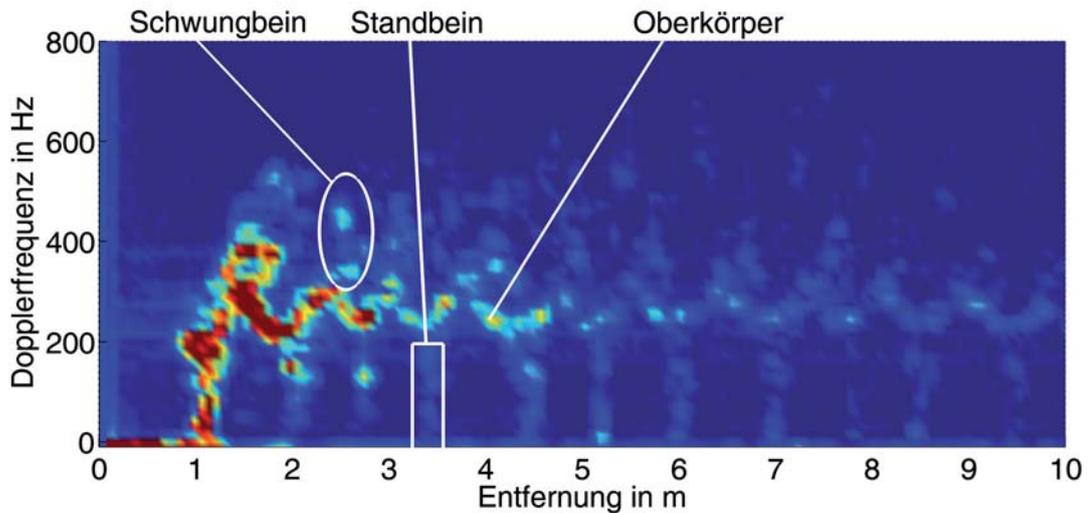


Abbildung 4.20: RV-Diagramm von der Vermessung eines Fußgängers

In einer Messung über mehrere Sekunden wurde ein Fußgänger auf seinem Weg vom Radarsensor weg beobachtet. Der gesamte Verlauf lässt sich gut in einem Entfernung-Geschwindigkeits-Diagramm (RV-Diagramm) darstellen. Dabei werden die Radarbilder einer kompletten Messung nicht einzeln, sondern aufsummiert in einem Diagramm dargestellt. Gegenüber der Momentaufnahme werden die Unterschiede im Empfangssignal von Fußgängern (Abb. 4.20) und Kraftfahrzeugen (Abb. 4.21) bei der Darstellung im RV-Diagramm noch deutlicher sichtbar. Der zeitliche Bezug geht dabei verloren, ist aber für diese Form der Auswertung auch nicht relevant. Das schmale und konstante Dopplerprofil eines Fahrzeuges zieht sich durch die gesamte Messung. Demgegenüber stellt sich die Messung eines Fußgängers im RV-Diagramm als zyklisch variierend mit einem breiten Dopplerspektrum dar. Den dargestellten Empfangssignalen können sogar die verursachenden Gliedmaßen des Menschen zugeordnet werden. Das Standbein tritt wiederkehrend im Abstand von L_{step} auf. Die oszillierende Geschwindigkeit des Oberkörpers ist ebenso prägnant zu erkennen. Das Schwungbein wiederum erzeugt hohe Dopplerfrequenzen deutlich über der Rumpfgeschwindigkeit. In dieser Darstellungsform ist die Übereinstimmung von simulierten Daten (Abb. 4.16) und echten Messungen (Abb. 4.20) hervorragend zu erkennen und bestätigt das vorgestellte Modell eines Fußgängers basierend auf sechs Reflexionspunkten.

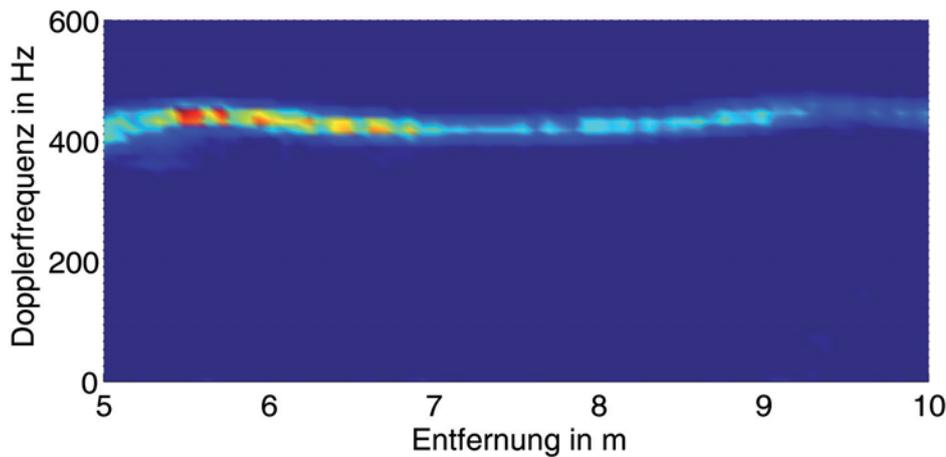


Abbildung 4.21: RV-Diagramm von der Vermessung eines KFZ

4.4 Signalmerkmale für den Klassifikationsprozess

Die Diskussion einzelner Messungen im vorangegangenen Kapitel zeigte Unterschiede der rückgestreuten Empfangssignale von Fußgängern und Kraftfahrzeugen. Mit diesen Erkenntnissen werden nun automatisch berechenbare Merkmale entwickelt, die als Entscheidungsgrundlage für eine Klassifikation zur Verfügung stehen. Alle Merkmale werden aus nur einem einzigen Messframe und direkt aus den aufbereiteten Rohdaten in der RV-Ebene abgeleitet. Die Klassifikation erfolgt daher mit jeder Einzelmessung und liefert schon bei der ersten Detektion eines Objektes verwertbare Ergebnisse. Für Sicherheitsanwendungen mit kurzen Reaktionszeiten ist das ein enormer Vorteil gegenüber der trackbasierten Analyse. Nichtsdestotrotz kann durch eine zusätzliche Klassifikation auf Trackebene die Zuverlässigkeit der Klassifikation weiter verbessert werden. Die in Anhang B dargestellte Signalverarbeitungskette wird erweitert um die Merkmalsberechnung und den Klassifikationsschritt (Abb. 4.22). Die Klassenzugehörigkeit sowie der Merkmalsvektor werden im Tracking-Block in den Statusvektor integriert.

Das naheliegendste Kriterium zur Unterscheidung zwischen Fußgängern und Fahrzeugen ist die Absolutgeschwindigkeit des beobachteten Objektes. Im Stadtverkehr fahren Fahrzeuge nach Vorschrift bis zu 50 km/h schnell, während sich Fußgänger mit Geschwindigkeiten deutlich unter 10 km/h fortbewegen. Abbildung 4.23 zeigt die Häufigkeitsverteilung der

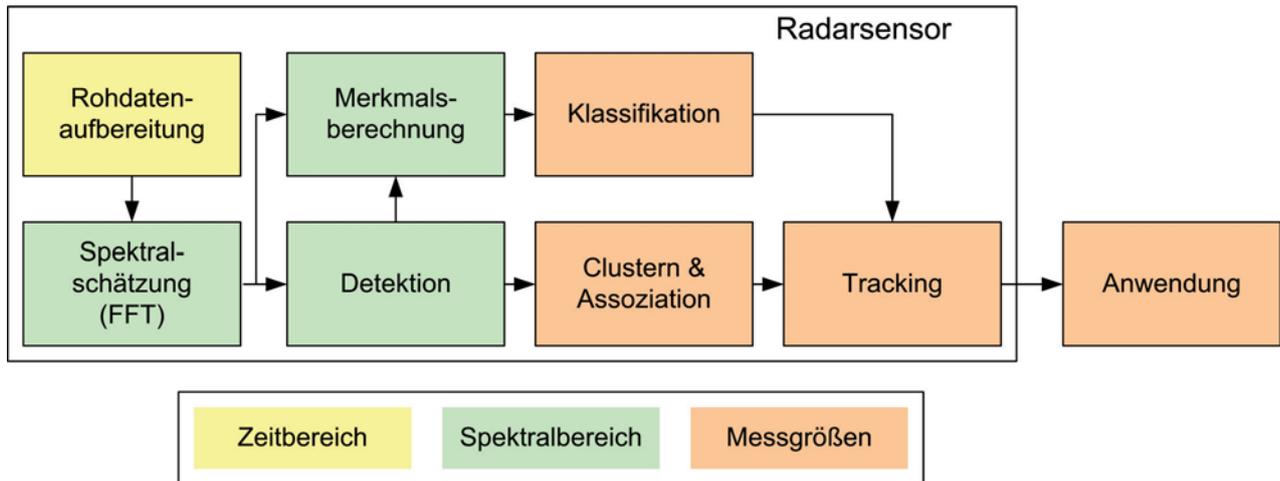


Abbildung 4.22: Erweiterung der Signalverarbeitungskette eines Radarsensors um die Merkmalsberechnung und Klassifikation

Geschwindigkeit eines KFZ im Stadtverkehr. Die Datenbasis umfasst ca. 10 Stunden Aufzeichnungen, Haltezeiten z.B. an Ampeln und Überwegen werden nicht dargestellt. Die in rot dargestellten Balken zeigen, dass ein Auto über 88 % der Zeit bei Geschwindigkeiten von über 10 km/h fährt. In grün ist der Geschwindigkeitsbereich eingefärbt, in welchem beide Objektklassen zu erwarten sind. Durch Betrachtung der Absolutgeschwindigkeit erfolgt eine Vorfilterung der Messdaten. Alle weiteren Auswertungen und Angaben zur Leistungsfähigkeit der Klassifikation beziehen sich auf Objekte im für die Klassifikation relevanten Geschwindigkeitsbereich unter 10 km/h. Im realen Straßenverkehr entspricht das genau den Szenen, die heute einen Unfallschwerpunkt darstellen. Einmündungen, Kreuzungen und Überwege sind als Beispiele zu nennen.

Voraussetzung für die Berechnung von Merkmalen ist die Detektion eines Zieles. Für diesen Vorgang wird der OS-CFAR-Algorithmus (Kap. 3.3.3) genutzt, der auf eine Falschalarmwahrscheinlichkeit von $P_{fa} = 10^{-5}$ eingestellt ist. Eine Detektion ist festgelegt durch die Indizes m und n in der Rohdaten-Matrix F und stellt damit ein Ziel in der Entfernung $r(n)$ mit der radialen Geschwindigkeit $v_r(m)$ dar. Für alle Zieldetektionen werden anschließend alle Merkmale berechnet, anhand derer ein Klassifikator die Klassenzugehörigkeit entscheidet.

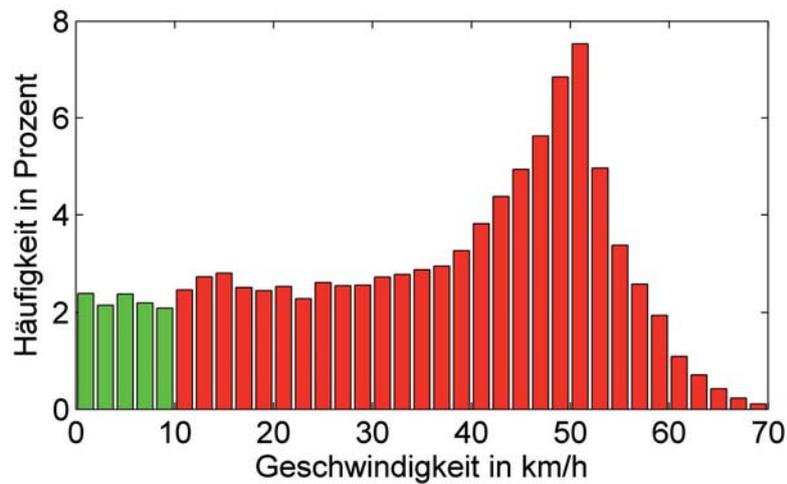


Abbildung 4.23: Histogramm der Geschwindigkeit eines Fahrzeuges im Stadtverkehr (Messdaten umfassen 10 Stunden)

4.4.1 Entfernungprofilbreite

Das ausgedehnte Entfernungprofil eines Objektes wurde bereits in Kapitel 4.2.1 anhand von simulierten Daten vorgestellt. Zur messtechnischen Validierung stellte Abbildung 4.18 zwei gemessene Entfernungprofile, eines Fußgängers und eines PKW, exemplarisch dar. Es geht nun darum, das Merkmal der radialen Ausdehnung M_r automatisch für Detektionen zu berechnen. Der Rohdaten-Matrix \mathbf{F} kann ein Entfernungprofil $R(m)$ bei der Dopplerfrequenz (bzw. Geschwindigkeit) m entnommen werden (Abbildung 4.24). Das Entfernungprofil ist ein Vektor aus Amplituden über dem gesamten Entfernungsbereich des verwendeten Radarsensors.

Die Rohdatenmatrix im Falle eines Fußgängers enthält je nach Gangphase breite Geschwindigkeitsbereiche des Objektes von bis zu zwei mal der mittleren Ganggeschwindigkeit \bar{v} . Die unterschiedlichen Bewegungsgeschwindigkeiten der Gliedmaßen und des Rumpfes führen zu diesem ausgedehnten Geschwindigkeitsprofil. Um ein vollständiges Entfernungprofil für das gesamte Objekt zu erhalten, darf daher nicht nur der entsprechende Vektor $R(m)$ auf einer Dopplerfrequenz m entnommen werden, vielmehr müssen die Amplituden aller Entfernungprofile im Erwartungsbereich $[0, 2 \cdot v_r(m)]$ summiert werden. Das Ergeb-

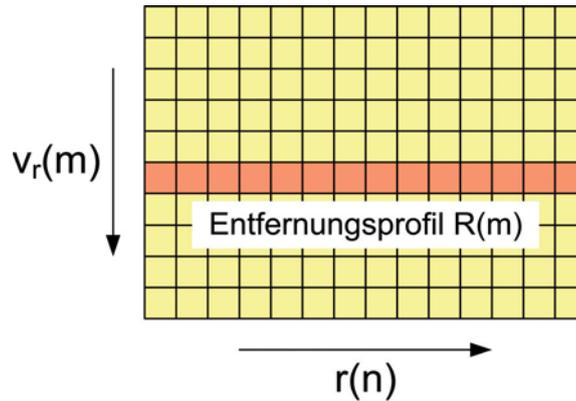


Abbildung 4.24: Extraktion eines Entfernungprofiles

nis ist ein einziges Entfernungprofil R_Σ in Form eines Vektors, welches alle Gliedmaßen des Fußgängers beinhaltet. Der Verarbeitungsschritt wird mit Abbildung 4.25 grafisch dargestellt.

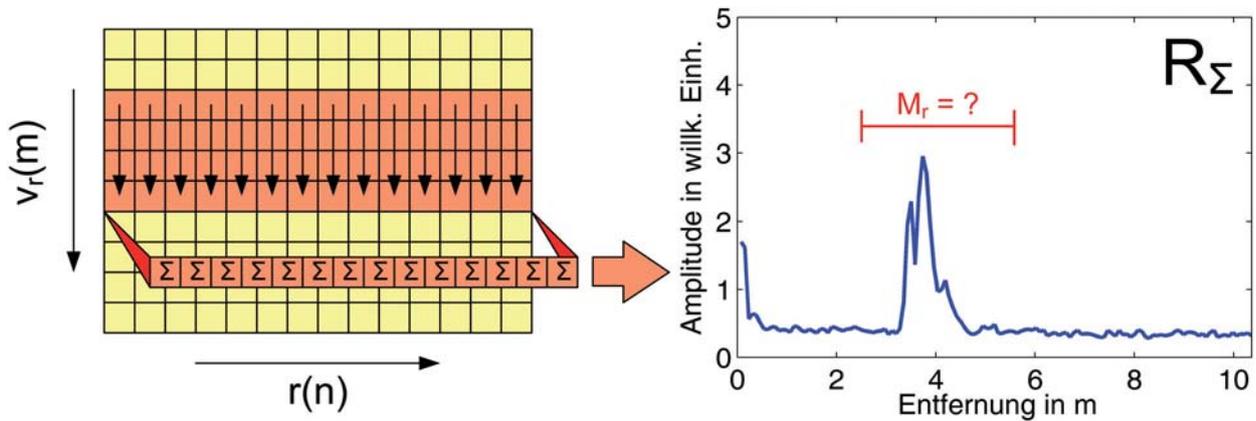


Abbildung 4.25: Projektion eines Objektes auf ein Entfernungprofil

Aus dem summierten Entfernungprofil R_Σ wird nun ein Bereich $[n - \zeta, n + \zeta]$ um die Zieldetektion im Entfernungstor n untersucht. Die Entfernungprofilbreite errechnet sich angelehnt an die Berechnung der Standardabweichung aus

$$M_r = 2 \cdot \Delta r \cdot \sqrt{\frac{1}{\sum_{i=n-\zeta}^{n+\zeta} A_i} \cdot \sum_{i=n-\zeta}^{n+\zeta} A_i \cdot (i - \mu)^2} \quad (4.12)$$

mit

$$\mu = \frac{\sum_{i=n-\zeta}^{n+\zeta} A_i \cdot i}{\sum_{i=n-\zeta}^{n+\zeta} A_i} \quad (4.13)$$

Mit dem Puls-Doppler-Radarsensor wurden Messungen von Fahrzeugen und Fußgängern in Einzelsituationen aufgezeichnet und der Objekttyp in der Messdatei hinterlegt. Je Datenframe kann daher eindeutig die Detektion mit der stärksten Amplitude als Ziel mit bekannter Klassenzugehörigkeit bestimmt werden. Zu jeder Detektion, also jeweils einmal pro Frame, wurde das Merkmal für die Entfernungprofilbreite berechnet. Abbildung 4.26 stellt die Ergebnisse getrennt für Fußgänger (blau) und KFZ (rot) in Form von Histogrammen gegenüber. Die radiale Ausdehnung eines PKW bleibt unter den Erwartungen aus den Simulationen (Kap. 4.2.1). Dennoch ist ein deutlicher Unterschied der Mittelwerte zwischen den zwei Histogrammen ersichtlich.

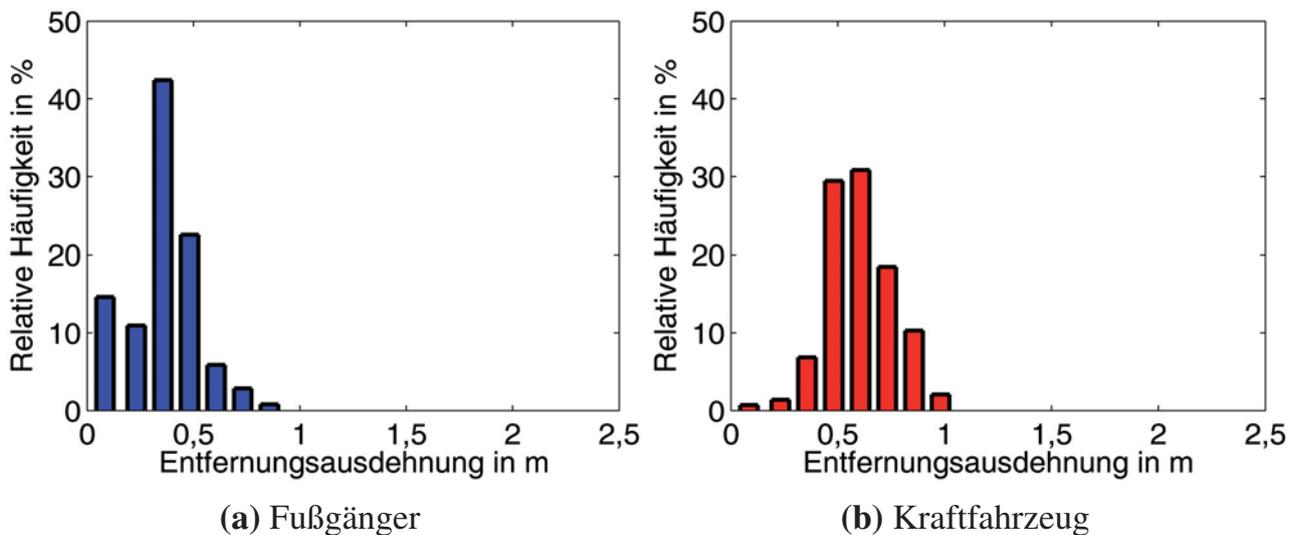


Abbildung 4.26: Histogramme für das Merkmal M_r (Entfernungprofilbreite)

Für die Eingruppierung eines betrachteten Objektes in eine Klasse wird nun eine Entscheidungsschwelle S_r definiert. Hat der Merkmalswert M_r einer Detektion einen Wert größer der Entscheidungsschwelle, so wird für die Klassenzugehörigkeit K_r als Fahrzeug entschie-

den. Merkmalswerte kleiner oder gleich der Entscheidungsschwelle werden der Klasse Fußgänger zugeordnet.

$$K_r = \begin{cases} \text{Fußgänger} & \text{falls } M_r \leq S_r \\ \text{Auto} & \text{sonst} \end{cases} \quad (4.14)$$

Aus einer Datenbank von Messungen wird die Entscheidungsschwelle so gelegt, dass die Anzahl der Fehlentscheidungen minimiert wird.

$$\min_{S_r} \left(\sum_i (M_{r,\text{Fußgänger}} > S_r) + \sum_i (M_{r,\text{Auto}} \leq S_r) \right) \quad (4.15)$$

Abbildung 4.27 zeigt gleichzeitig und überlagert beide Histogramme aus Abbildung 4.26. Die Entscheidungsschwelle trennt die Entscheidungsbereiche und ist als schwarze senkrechte Linie eingezeichnet. Aus den mit dem Puls-Doppler-Radarsensor aufgezeichneten Messungen berechnet sich die Entscheidungsschwelle nach Formel 4.15 zu $S_r=0,4$ m.

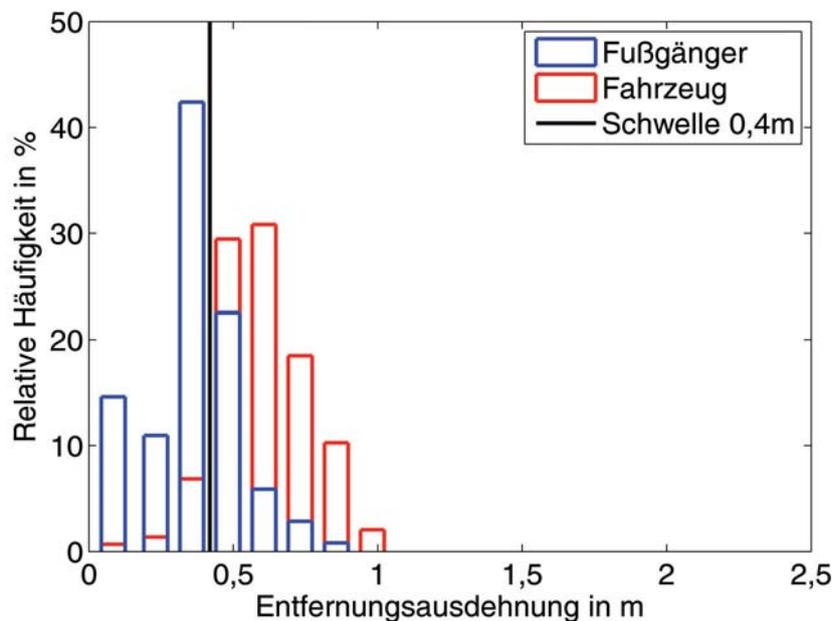


Abbildung 4.27: Entscheidungsschwelle für das Merkmal M_r

4.4.2 Dopplerprofilbreite

In Kapitel 4.3.2 wurde anhand von Messdaten gezeigt, wie unterschiedlich die Dopplerprofile (Geschwindigkeitsprofile) von Fußgängern und Autos sind (vgl. Abbildung 4.19). Die Dopplerprofilbreite M_v kann daher auch als Merkmal in den Klassifikationsprozess mit einfließen. Ein Vorteil bei der Bewertung von Dopplerprofilen gegenüber dem im vorangegangenen Kapitel dargestellten Merkmal der radialen Ausdehnung ist die Tatsache, dass die Messung von Dopplerprofilen keine Anforderungen an die Bandbreite des Radarsensors stellt. Die Auflösung der Dopplerfrequenz ist ausschließlich von der Wellenlänge des Sensors und von der Beobachtungsdauer abhängig (vgl. Formel 3.19). Die mittlere Ausdehnung eines Objektes im Dopplerprofil wird aus den Messdaten errechnet.

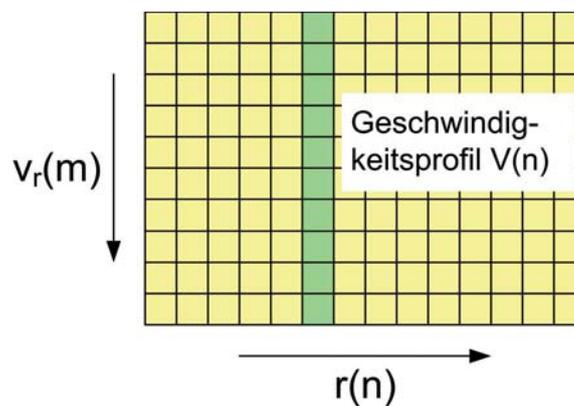


Abbildung 4.28: Extraktion eines Geschwindigkeitsprofils aus einer Rohdaten-Matrix

Zu einer Detektion in der Rohdatenmatrix F sind die Indizes m und n bekannt. Ein Geschwindigkeitsprofil $V(n)$ kann der Rohdaten-Matrix F an der Position n , d.h. für Entfernung $r(n)$, entnommen werden (Abbildung 4.28). In den Geschwindigkeitsprofilen aus Abbildung 4.19 sind noch die stehenden Ziele bei radialen Geschwindigkeiten um 0 km/h herum als starker Peak zu sehen. Für die nachfolgenden Berechnungen werden die ortsfesten Ziele ausgeblendet, die entsprechenden Zeilen werden in der Rohdaten-Matrix zu Null gesetzt. Waren es beim Merkmal M_r die Fußgänger, welche eine Summation von mehreren Entfernungsprofilen unterschiedlicher Geschwindigkeiten zur Abbildung aller Gliedmaßen in einem Profil notwendig machten, so gilt dies für die Geschwindigkeitsprofile umgekehrt. Zur Erfassung des gesamten radial ausgedehnten Fahrzeuges im Geschwindigkeitsprofil

werden die Amplituden der Profile über einem gewissen Bereich summiert (Abbildung 4.28). Das summierte Geschwindigkeitsprofil wird mit V_{Σ} bezeichnet.

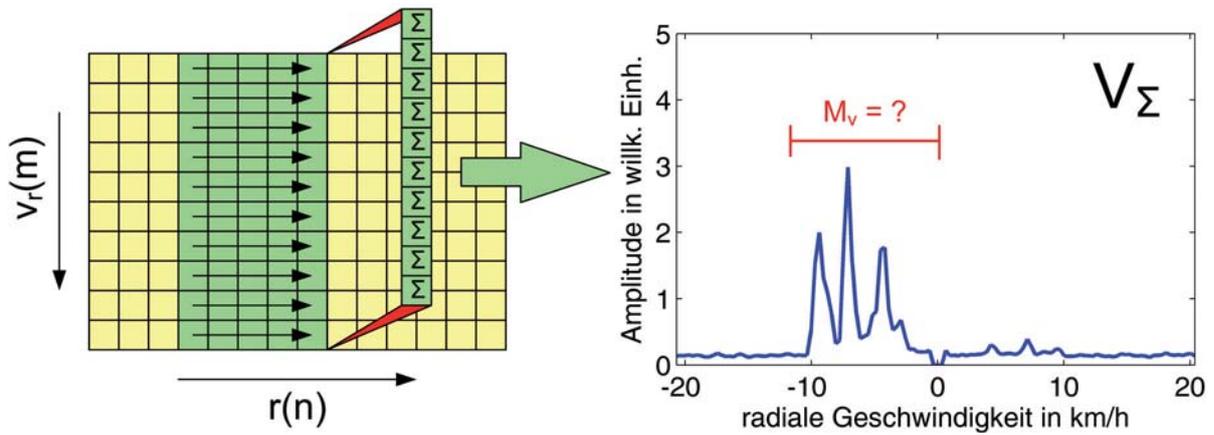


Abbildung 4.29: Projektion des Objektes auf ein Dopplerprofil

Anhand der Simulationen werden Ausdehnungen von bis zu 5 m angenommen, auch wenn diese Werte in den Messdaten nicht nachgewiesen werden konnten. Es ist zu beachten, dass die gemeldete Detektion an der Stelle (n, m) nach dem Clustering immer von der größten Empfangsamplitude kommt. Bei Fußgängern ist der Rumpf als stärkster Rückstrahler typischerweise mittig im gesamten Entfernungprofil. Bei Fahrzeugen allerdings entstehen die stärksten Reflexionen an der dem Radarsensor zugewandten und damit am nächsten liegenden Seite. Die radiale Ausdehnung eines Fahrzeuges erstreckt sich relativ zur Detektion gesehen hauptsächlich nach hinten. Um diesem Sachverhalt Rechnung zu tragen und jeweils das gesamte Objekt im Geschwindigkeitsprofil abzubilden, wird ein asymmetrischer Bereich von $[n - 1m, n + 4m]$ um die Detektion herum betrachtet.

Aus dem summierten Geschwindigkeitsprofil V_{Σ} wird nun ein Bereich $[m - \zeta, m + \zeta]$ um die Zieldetektion im Geschwindigkeitsbin m untersucht. Die Dopplerprofilbreite M_v errechnet sich analog zum Merkmal der radialen Ausdehnung aus

$$M_v = 2 \cdot \Delta v_r \cdot \sqrt{\frac{1}{\sum_{j=m-\zeta}^{m+\zeta} A_j} \cdot \sum_{j=m-\zeta}^{m+\zeta} A_j \cdot (j - \mu)^2} \quad (4.16)$$

mit

$$\mu = \frac{\sum_{j=m-\zeta}^{m+\zeta} A_j \cdot j}{\sum_{j=m-\zeta}^{m+\zeta} A_j} \quad (4.17)$$

Abbildung 4.30 stellt die Histogramme des Merkmals M_v bei Betrachtung eines Fußgängers bzw. eines Fahrzeuges gegenüber. Die Dopplerprofilbreite eines Fußgängers ist im Mittel deutlich größer als die Ausdehnung eines Fahrzeuges im Dopplerprofil. Die starke Streuung der Merkmalswerte von Fußgängern ist auf die in Abbildung 4.9 dargestellte und in Kapitel 4.1.1 diskutierte Oszillation der Geschwindigkeitsausdehnung zurückzuführen. Die geringste Geschwindigkeitsausdehnung haben Fußgänger in jedem Schritt, wenn beide FüÙe auf dem Boden stehen und der Oberkörper auf das vordere Bein aufschwingt. Bei der hier gewählten Framelänge von 100 ms ist die Geschwindigkeitsausdehnung in der nächsten Radarmessung bereits wieder deutlich abgegrenzt von der eines Fahrzeuges.

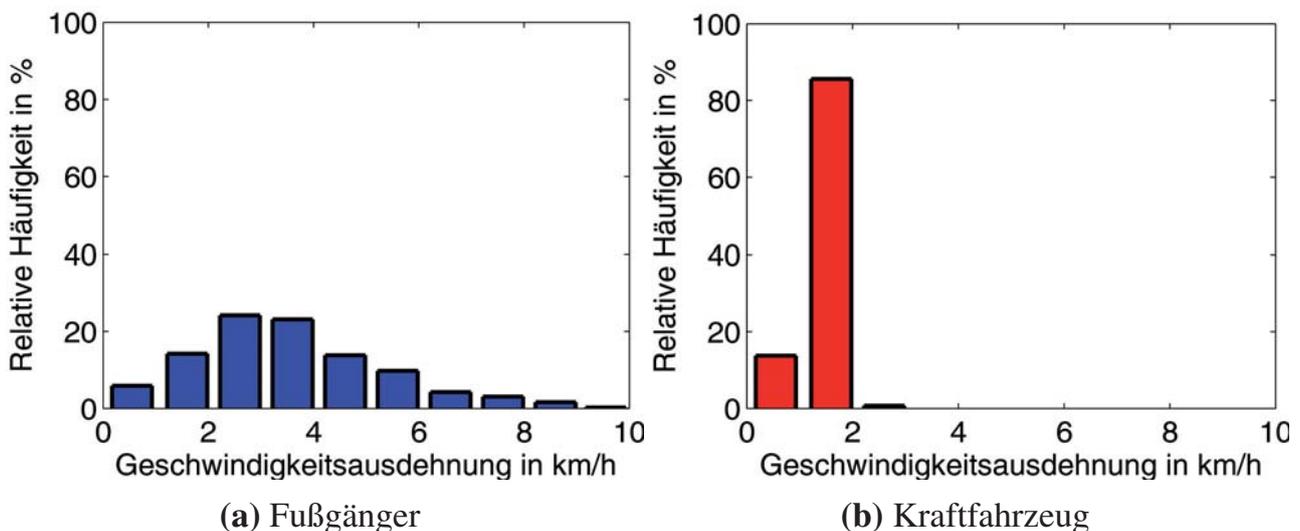


Abbildung 4.30: Histogramme für das Merkmal M_v (Ausdehnung im Dopplerprofil)

Eine Entscheidungsschwelle trennt wiederum die Klassen voneinander und ermöglicht die Eingruppierung anhand eines einfachen Wertevergleiches. Für das Merkmal der Dopplerprofilbreite M_v ergibt sich die Klassenzugehörigkeit K_v daher aus

$$K_v = \begin{cases} \text{Fußgänger} & \text{falls } M_v \geq S_v \\ \text{Auto} & \text{sonst} \end{cases} \quad (4.18)$$

Die Optimierung der Entscheidungsschwelle erfolgt mit Hilfe einer möglichst großen Anzahl von Referenzmessungen und minimiert die Anzahl der Fehlentscheidungen

$$\min_{S_v} \left(\sum_i (M_{v,\text{Fußgänger}} < S_v) + \sum_i (M_{v,\text{Auto}} \geq S_v) \right) \quad (4.19)$$

Das kombinierte Histogramm mit den farblich unterschiedlich dargestellten Objektklassen Fußgänger (blau) und Autos (rot) ist in Abbildung 4.31 dargestellt. Die Entscheidungsschwelle S_v ist als senkrechte schwarze Linie eingetragen und wurde aus den Messdaten nach Formel 4.19 zu $S_v=2,1$ km/h berechnet.

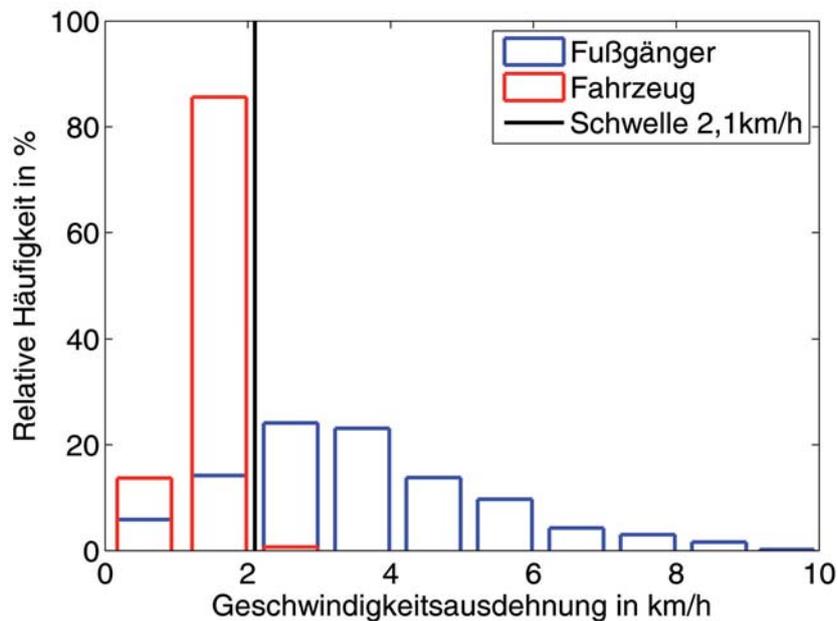


Abbildung 4.31: Entscheidungsschwelle für das Merkmal M_v (Dopplerprofilbreite)

4.4.3 Empfangsamplitude

Die Empfangsamplitude wurde als Messgröße in Kapitel 3.1.3 diskutiert. Sie ist abhängig vom Rückstreuquerschnitt (RCS) σ und der Entfernung r des beobachteten Objektes. Da Objekte in dieser Arbeit nicht wie klassisch angenommen als Punktziele verarbeitet werden, sondern ihnen eine Ausdehnung in r und v_r zugeordnet wird, kann die Signalamplitude auf zwei Arten berechnet werden. Entweder als Summation aller Amplitudenwerte oder durch Auswahl des Maximum der Amplitudenwerte im Zielcluster. Grundlage dafür sind die zum Zielcluster zusammengefassten Einzeldetektionen (Kapitel 3.4).

Es hat sich gezeigt, dass die Verwendung des Amplitudenmaximums im Zielcluster die besten Klassifikationsergebnisse mit sich bringt. Für komplexere Klassifikatoren, die eine Vielzahl von Merkmalen erwarten, ist aber auch die Verwendung beider Werte sinnvoll. Zur Merkmalsberechnung anhand des Amplitudenmaximums kann der Wert der Empfangsamplitude A_e der Rohdatenmatrix \mathbf{F} an der detektierten Zelle (m, n) entnommen werden. Auch das Merkmal der Empfangsamplitude soll mit einem Schwellwertvergleich ausgewertet werden können. Dafür ist die Bereinigung der Amplitude um die Entfernungsabhängigkeit erforderlich. So kann die Empfangsamplitude als Maß für den Rückstreuquerschnitt σ des beobachteten Objektes angenommen werden. Das Merkmal der Empfangsamplitude M_A errechnet sich aus

$$M_A = A_e \cdot (r + 1)^2 \cdot \beta \quad . \quad (4.20)$$

Die Multiplikation mit dem Faktor β skaliert den Erwartungsbereich und ist sensorspezifisch zu bestimmen. Das Merkmal M_A wurde auf sortierten Messdaten für Fußgänger und Kraftfahrzeuge getrennt berechnet. Die Ergebnisse zeigen die zwei Histogramme in Abbildung 4.32. Es ist auffällig, dass die Empfangsamplitude eines Fahrzeuges (Abb. 4.32b) breit gestreut ist. Das liegt nicht, wie zunächst vermutet werden könnte, an der Entfernungsabhängigkeit. Diese wird mit Gleichung 4.20 effektiv unterdrückt, so dass keine relevante Korrelation zwischen Objektentfernung und Empfangsamplitude mehr besteht. Gegenüber einem Fußgänger (Abb. 4.32a) ist dennoch eine gute Unterscheidung möglich, da dessen Empfangsamplitude deutlich kleiner ist.

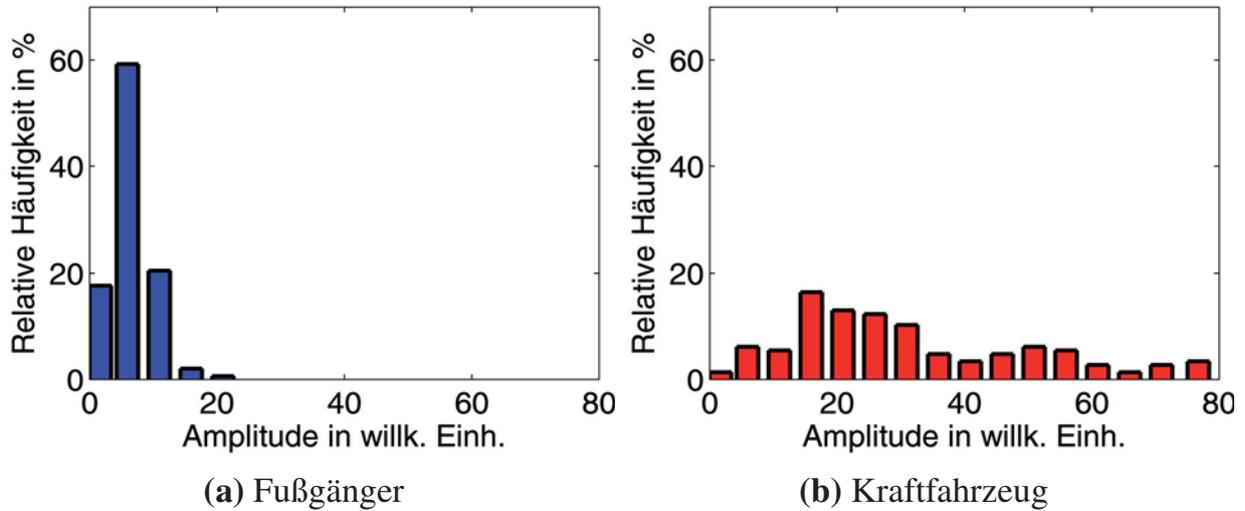


Abbildung 4.32: Histogramme für das Merkmal M_A (Empfangsamplitude)

Die Entscheidungsschwelle S_A wird erneut mit einem Ansatz zur Minimierung der Fehlentscheidungen gebildet. Sie errechnet sich auf den Messdaten aus

$$\min_{S_A} \left(\sum_i (M_{A,\text{Fußgänger}} > S_A) + \sum_i (M_{A,\text{Auto}} \leq S_A) \right) . \quad (4.21)$$

Für Werte des einheitenlosen Merkmals M_A kleiner oder gleich 13,5 wird für dieses Merkmal auf einen Fußgänger entschieden. Für größere Werte geht der Entscheider von der Objektklasse Fahrzeug aus (Gl. 4.22). Die senkrechte schwarze Linie in Abbildung 4.33 stellt diesen Grenzwert K_A dar. Die farblich hinterlegten Histogramme in der Abbildung zeigen deutlich die Effektivität dieses Merkmals.

$$K_A = \begin{cases} \text{Fußgänger} & \text{falls } M_A \leq S_A \\ \text{Auto} & \text{sonst} \end{cases} \quad (4.22)$$

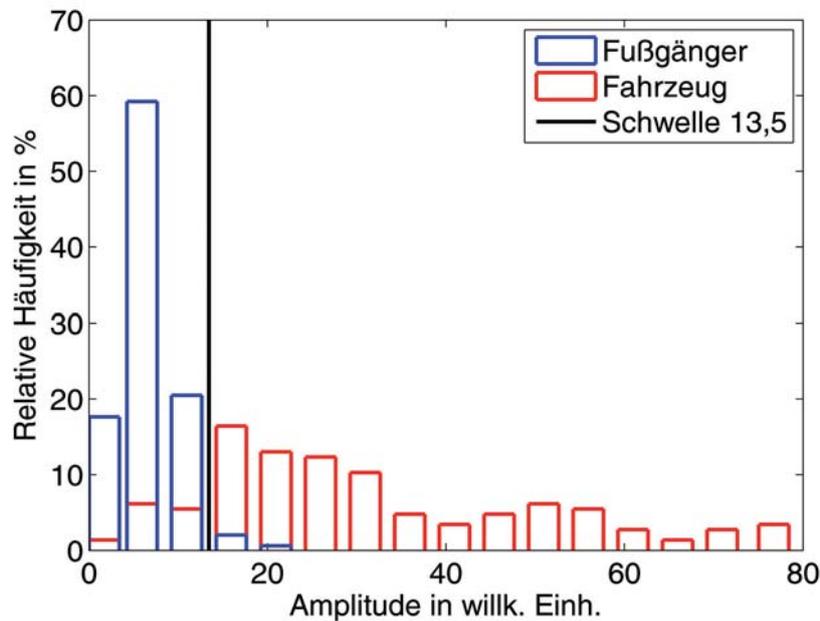


Abbildung 4.33: Entscheidungsschwelle für das Merkmal M_A (Empfangsamplitude)

4.5 Klassifikationsergebnisse

Die drei vorgestellten Merkmale sollen nun anhand von Messdaten auf ihre Aussagekraft im Klassifikationsprozess hin untersucht werden. Es handelt sich dabei um andere Messungen als die für die Berechnung der Entscheidungsschwellen nach Gleichungen 4.15, 4.19 und 4.21 genutzten. Die Bewegungsrichtung der Objekte ist in allen Messungen radial zum Sensor. Den Werten der Entscheidungsschwellen liegen jeweils ca. 1000 Detektionen pro Klasse zugrunde. In den nachfolgenden Tabellen sind die Klassifikationsergebnisse in Form von Vertauschungsmatrizen dargestellt. Die Werte basieren auf ca. 2500 Detektionen je Klasse. Es soll an dieser Stelle noch einmal wiederholt werden, dass die Ergebnisse auf nur einer einzigen Messung basieren. Das Klassifikationsergebnis steht daher schon bei der allerersten Detektion eines Objektes mit dargestellter Qualität zur Verfügung.

4.5.1 Klassifikationsergebnisse für die radiale Ausdehnung

Tabelle 4.4 stellt die Ergebnisse für das Merkmal der Entfernungsprofilbreite M_r dar. Allein anhand dieses Merkmals wurden Detektionen von PKWs zu 91 % korrekt der Klasse PKW zugeordnet. Die korrekte Eingruppierung von detektierten Fußgängern liegt bei 68 %. Für Fahrzeuge wurde in den Simulationen eine größere Ausdehnung im Entfernungsprofil vorhergesagt (Kapitel 4.2.1). Die Messdaten zeigen aber viel geringere Werte und bleiben damit deutlich unter den physikalischen Abmessungen der vermessenen Objekte zurück. Eine Auswertung des Merkmals M_r mit einem einfachen Schwellwertentscheider führt dennoch zu guten Klassifikationsergebnissen.

Merkmal M_r		Entscheidung auf	
		PKW	Fußgänger
Datensatz vom	PKW	91%	9%
	Fußgänger	32%	68%

Tabelle 4.4: Klassifikationsergebnisse für das Merkmal M_r

4.5.2 Klassifikationsergebnisse für das Geschwindigkeitsprofil

Deutlich effektiver als die radiale Ausdehnung ist das Merkmal der Dopplerprofilbreite M_v . Tabelle 4.5 stellt die Ergebnisse gegenüber. Hier werden 99 % der von einem Fahrzeug stammenden Messungen auch als solche zugeordnet. Bei Fußgängern ergeben sich 80 % korrekte Entscheidungen. Die Ergebnisse für Fußgänger bleiben hinter denen von Fahrzeugen zurück. Ursächlich ist der Bewegungsablauf des Menschen, von welchem in einem Messframe immer nur ein kleiner Ausschnitt abgebildet wird. Im Kapitel 4.1.1 wurde das Bewegungsmodell eines Fußgängers beschrieben und die Schrittfrequenz f_{step} von frei gehenden Menschen dargestellt (Abb. 4.10). Bei einer Schrittfrequenz von 2 Hz fallen bei der in den Messungen gewählten Bildrate von 10 Hz ($T_{\text{Frame}} \approx 100$ ms) ungefähr 5 Messungen auf einen Schritt. Erfolgt nun die Messung gerade dann, wenn beide Beine auf dem Boden stehen, so ist die Dopplerprofilbreite minimal und daher nicht vom Fahrzeug zu unterscheiden. Bei einer Messung pro Schritt, also einer von fünf Messungen ist dieser Fall zu

Merkmal M_v		Entscheidung auf	
		PKW	Fußgänger
Datensatz vom	PKW	99%	1%
	Fußgänger	20%	80%

Tabelle 4.5: Klassifikationsergebnisse für das Merkmal M_v

erwarten. Die Erklärung aus der Betrachtung des Bewegungsmodelles passt damit hervorragend auf die Ergebnisse des Klassifikationsprozesses mit 20 % Fehlentscheidungen bei Detektionen von Fußgängern. Bei einer Fehlentscheidung der Klassenzugehörigkeit von Fußgängern ist schon die zeitlich nächste Detektion des Fußgängers mit hoher Wahrscheinlichkeit korrekt zu klassifizieren, da sie auf einer anderen Bewegungsphase beruht.

4.5.3 Klassifikationsergebnisse für die Empfangsamplitude

Sehr gute Klassifikationsergebnisse werden mit Hilfe des Merkmals der Empfangsamplitude M_A erzielt. Tabelle 4.6 zeigt, dass 97 % der Detektionen von Fußgängern und 87 % der Detektionen von PKWs korrekt zugeordnet werden. Die einheitenlose Größe des Merkmals der Empfangsamplitude M_A ist im Übrigen sehr stark vom jeweils eingesetzten Radarsensor abhängig. Sendeleistung, Direktivität der Antennen, eingesetzte LNAs und ADCs aber auch die digitale Signalverarbeitung der Empfangssignale haben großen Einfluss auf den Erwartungsbereich. Vergleiche und Entscheidungsschwellen sind daher immer nur für Messungen von einem Radarsensor gültig. Eine Kalibration zwischen verschiedenen Sensoren ist allerdings denkbar. Weiterhin ist darauf hinzuweisen, dass die genutzte Datenbank ausschließlich Messungen von Fahrzeugen mit den Aspektwinkeln auf die Front und auf das Heck beinhaltet.

Merkmal M_A		Entscheidung auf	
		PKW	Fußgänger
Datensatz vom	PKW	87%	13%
	Fußgänger	3%	97%

Tabelle 4.6: Klassifikationsergebnisse für das Merkmal M_A

4.5.4 Klassifikationsergebnisse bei Merkmalskombination

Zu jeder Detektion stehen alle drei oben diskutierten Merkmalswerte zur Verfügung. Diese werden dem Beobachtungsvektor der Detektion $y(k)$ angefügt und werden an den Signalverarbeitungsblock für das Tracking zur Analyse auf Trackebene weitergereicht. Die Kombination der drei Merkmals-Einzelentscheidungen bildet das Ergebnis eines einfachen Klassifikationsprozesses K_m für eine einzelne Messung und steht sofort mit der ersten Detektion zur Verfügung. Tabelle 4.7 stellt die Ergebnisse für die Kombination mit einer einfachen 2-aus-3-Regel dar. In beiden Klassen werden jeweils 97 % der Detektionen korrekt zugeordnet.

$$K_m = \begin{cases} \text{Fußgänger} & \text{falls } \sum (K_v, K_r, K_A \stackrel{?}{=} \text{Fußgänger}) \geq 2 \\ \text{Auto} & \text{sonst} \end{cases} \quad (4.23)$$

Es ist möglich, Gütekriterien aus den Abständen zu den verschiedenen Entscheidungsschwellen zu berechnen und damit einen Vertrauenswert für die Einzelentscheidungen abzuleiten. Dieser Vorgang zeigte aber keine maßgebliche Verbesserung der Klassifikationsergebnisse. An dieser Stelle darf auch auf den möglichen Einsatz eines komplexeren Klassifikators verwiesen werden. Zahlreiche Typen, wie z.B. Polynomklassifikatoren oder neuronale Netze, werden in der Literatur beschrieben und verglichen [DHS01]. Grundlegend für die Qualität der Ergebnisse ist aber immer die Wahl geeigneter Merkmale, worauf sich diese Arbeit konzentriert. Dem Messvektor $y(k)$ werden neben den üblichen Messgrößen eines Radarsensors (Kapitel 3.1) nun auch die Klassenzugehörigkeit und alle Merkmalswerte mit angehängt. So wird das digitale Abbild der Umgebung ein Stück geschärft.

$$y(k) = [r, v_r, \varphi, A_e, K_m, M_r, M_v, M_A]^T \quad (4.24)$$

K_m (2 aus 3)		Entscheidung auf	
		PKW	Fußgänger
Datensatz vom	PKW	97%	3%
	Fußgänger	3%	97%

Tabelle 4.7: Klassifikationsergebnisse für eine 2-aus-3 Entscheidung

4.5.5 Klassifikationsergebnisse auf Trackebene

Die Ergebnisse der Klassifikation bei Auswertung je nur einer einzigen Messung stellten im vorigen Kapitel die Leistungsfähigkeit der entwickelten Merkmale heraus. Für den Einsatz im Straßenverkehr und bei der Geländeüberwachung sind aber besonders die Objekttrajektorien über der Zeit, sogenannte Tracks, von Interesse für die angeschlossenen Applikationen. Mit der Tracklänge steigt die Vorhersagesicherheit des Zustandsvektors und Fehldetektionen sind bei längeren Tracks praktisch ausgeschlossen. Zur weiteren Verbesserung des Klassifikationsergebnisses werden die Einzelentscheidungen der Klassenzugehörigkeit sowie die Merkmalswerte dem Zustandvektor $x(k)$ zugeordnet und als Historie für jeden Track im Speicher mitgeführt. Die Klassifikation wird mit der Merkmalshistorie durchgeführt. Komplexen Auswertungen mit Vertrauenswerten der Merkmale und aufwändigen Klassifikatoren sind hier keine Grenzen gesetzt. Es zeigte sich allerdings anhand der Messdaten, dass bei einer einfachen Mehrheitsentscheidung über den letzten fünf Detektionen bereits alle Klassifizierungen korrekt erfolgen. Das bedeutet, dass nach nur 500 ms Beobachtungsdauer alle Klassifizierungen in den Daten der Messdatenbank korrekt durchgeführt werden konnten. Dabei wurden nicht nur die Trackanfänge untersucht, sondern alle 2500 Detektionen je Klasse.

Das Modell des Fußgängers (Kapitel 4.1.1) stellte auch eine Oszillation des Oberkörpers in der Geschwindigkeit dar. Gleichung 4.2 enthält diese Komponente der Bewegung als Wechselanteil mit der Schrittfrequenz f_{step} . Auch aufgrund der Tatsache, dass der Oberkörper das am stärksten rückstrahlende Körperteil des Menschen ist, konnte sowohl in der Simulation (Abb. 4.16) als auch im RV-Diagramm einer Messung (Abb. 4.20) die Schwingung eindeutig identifiziert werden. Bei Fahrzeugen gibt es eine solche Schwingung in der Geschwindigkeit und über der Zeit nicht. Eine automatische Schätzung der Schrittfrequenz und der Vergleich mit dem Erwartungsbereich (vgl. Abb. 4.10)

$$f_{\text{step}} \in [1,5; 2,5] \text{ Hz} \quad (4.25)$$

kann daher als zusätzliches Klassifikationsmerkmal verwendet werden [RR07]. Von einem beobachteten Objekt werden über der Zeit die gemessenen radialen Geschwindigkeiten der jeweils stärksten Detektion im Cluster als Historien mit dem Track im Speicher gehalten.

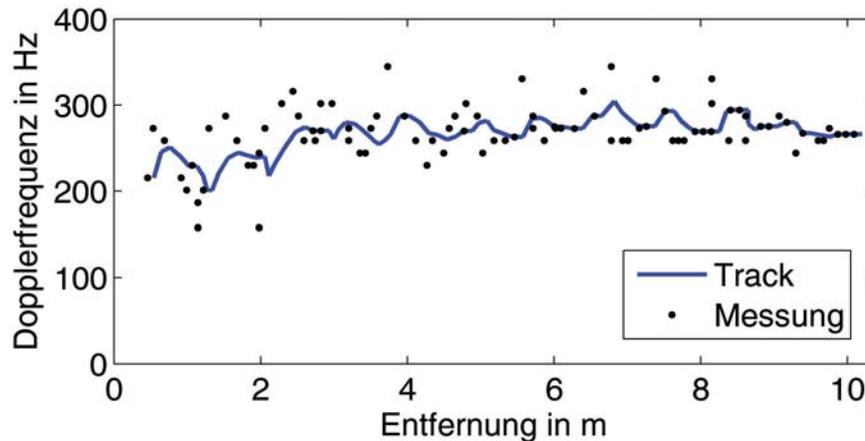


Abbildung 4.34: Detektionen und zugehöriger Track eines Fußgängers

Abbildung 4.34 zeigt die beschriebenen Detektionen als schwarze Punkte. Es ist zu erkennen, dass die Dopplerrfrequenz der Detektionen über dem Weg nicht zufällig verstreut ist, sondern einem Muster folgt.

Von dem Vektor bestehend aus radialen Geschwindigkeiten aus der Trackhistorie kann eine Spektralschätzung (FFT) durchgeführt werden. Die Frequenz der beschriebenen Schwingung ist in allen Messungen von Fußgängern wiederum deutlich zu sehen. Es sind allerdings bis zu zehn Messungen und damit eine Beobachtungsdauer von bis zu 1 s notwendig, damit die Schrittfrequenz mit 3 dB Abstand zu den restlichen Frequenzen aus dem Spektrum hervorsticht. Abbildung 4.35a zeigt nun eine solche Spektralanalyse des Tracks aus Abbildung 4.34.

Die Schrittfrequenz des Fußgängers kann direkt aus dem Maximum zu $f_{\text{step}} \approx 1,9 \text{ Hz}$ abgelesen werden. Bei der Beobachtung von Fahrzeugen treten typischerweise Maxima bei Frequenzen unter 1 Hz auf. Diese sind auf Geschwindigkeitsänderungen durch Abbremsen oder Beschleunigen während der Beobachtung zu erklären. Abbildung 4.35b zeigt ein solches Spektrum mit einem deutlichen Peak bei $\approx 0,3 \text{ Hz}$. Auch bei Fußgängern konnte dieser Effekt in den Messdaten beobachtet werden, wenn diese ihre mittlere Fortbewegungsgeschwindigkeit \bar{v} während der Messung verändern. Das Maximum an der Schrittfrequenz bleibt aber bestehen und ist deutlich stärker. Ein einfacher Vergleich, ob die stärkste Fre-

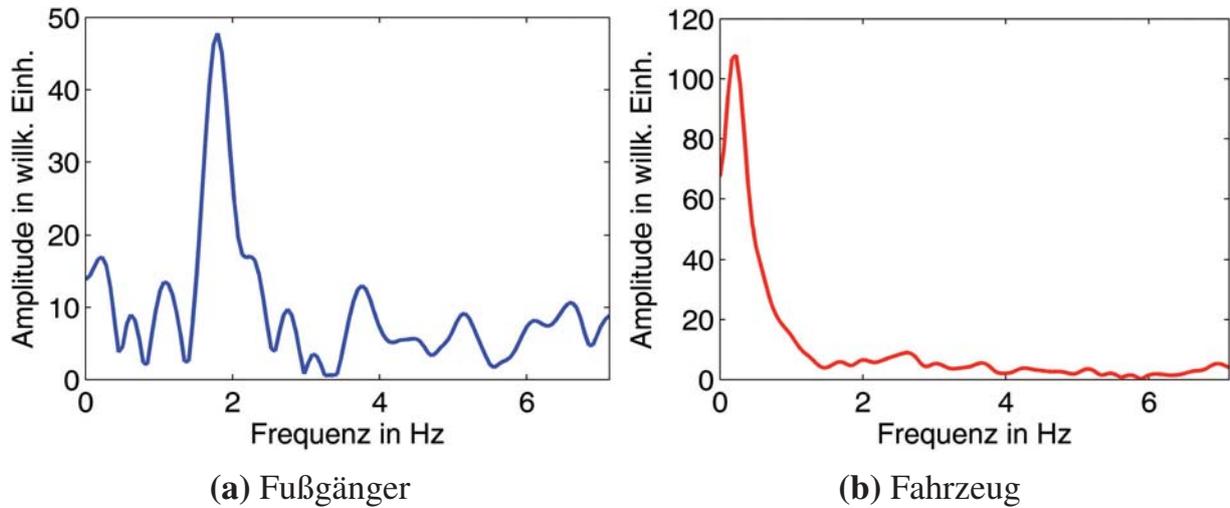


Abbildung 4.35: Spektralanalyse der detektierten Geschwindigkeiten in einem Track

quenzkomponente des Spektrums im Erwartungsbereich (Gleichung 4.25) liegt, führt hier zu einer Klassenzugehörigkeit. Der Signal-zu-Rauschabstand $\text{SNR}(f_{\text{step}})$ ist dabei ein Maß für die Güte der Klassifikationsentscheidung. Das Klassifikationsergebnis bei einer Beobachtungsdauer von 500 ms ist in Tabelle 4.8 dargestellt.

Die in dieser Arbeit vorgeschlagene Erweiterung einer klassischen Signalverarbeitungskette extrahiert zusätzliche Merkmale aus dem Radarempfangssignal, welche am Datenausgang des Radarsensors an die Applikationen weitergereicht werden. Dem Statusvektor $x(k)$ des Kalman-Filters (vgl. Kap. 3.5) werden diese Merkmale angehängt.

$$x(k) = [x, y, v_x, v_y, A_e, K_m, f_{\text{step}}, \text{SNR}(f_{\text{step}})]^T \quad (4.26)$$

Schrittfrequenz (Trackdauer 500 ms)		Entscheidung auf	
		PKW	Fußgänger
Datensatz vom	PKW	96%	4%
	Fußgänger	8%	92%

Tabelle 4.8: Klassifikationsergebnisse mit geschätzter Schrittfrequenz bei einer Beobachtungsdauer von 500 ms



Kapitel 5

Situationsanalyse mit 24 GHz Radarsensoren

Zukünftige Komfort- und Sicherheitsfunktionen für den innerstädtischen Verkehr benötigen eine präzise Beschreibung der Verkehrssituation. Gegenüber den geraden Bewegungen auf den Autobahnen sind innerorts dynamische Szenen typisch und erfordern darauf angepasste Tracker. Es reicht hierfür nicht, die Position, Richtung und Geschwindigkeit eines bewegten Objektes zu vermessen, vielmehr soll die Fahrsituation aller Objekte bestimmt und damit die Verkehrssituation abgebildet werden.

Es wird durch Betrachtung der gesamten Trackhistorie beschrieben, in welcher Fahrsituation sich ein anderer Verkehrsteilnehmer befindet. Von Interesse sind zum Beispiel das Beschleunigen oder Abbremsen sowie die Bewegung in gerader Richtung oder Kurvenfahrt. Gegenüber üblichen Systemen, welche die relative Position und Bewegung zwischen Objekten und dem vermessenden Fahrzeug betrachten, wird hier ein anderer Ansatz dargestellt. Ziel ist die Beschreibung der tatsächlichen Objektbewegungen sowie der Eigenbewegung auf der Straße.

Abbildung 5.1 zeigt den Regelkreis eines aktiven Komfort- oder Sicherheitssystems. Die Sensorik vermisst eine reale Szene und liefert die Messdaten an die Algorithmik. Diese wiederum steuert Aktuatoren wie z.B. das Lenkrad oder die Bremse und nimmt damit Ein-

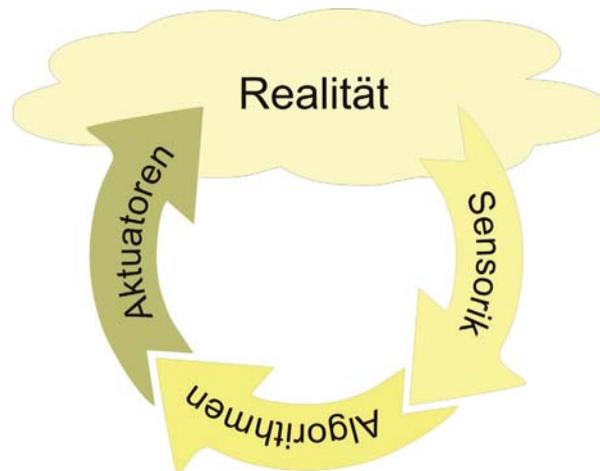


Abbildung 5.1: Regelkreis eines Assistenzsystems

fluss auf die Verkehrsszene. In dieser Arbeit wurden bereits zahlreiche Details der Szenenbeschreibung hinzugefügt. Diese beziehen sich aber zeitlich auf den Istzustand und die Vergangenheit des Fahrgeschehens. Für korrekte automatische Reaktionen des Fahrzeuges ist auch die Beschreibung möglicher Trackverläufe in der Zukunft wichtig. Ziel ist ein Maß für die Kollisionswahrscheinlichkeit, welches besonders zur frühzeitigen Erkennung von bevorstehenden Kollisionen geeignet ist und in sogenannten Pre-Crash-Situationen [KMW⁺08] eingesetzt werden kann.

5.1 Testfahrzeug

Als Testfahrzeug wurde ein VW-Passat eingesetzt (Abbildung 5.2). Das Fahrzeug ist mit diverser Messequipment ausgestattet. Neben mehreren seriennahen Radarsensoren verschiedenen Typs befinden sich auch Sensoren zur Bestimmung der Eigenbewegung im Fahrzeug. Alle Messdaten können in einem PC verarbeitet und auf einem Monitor visualisiert werden. Ebenso ist die Speicherung auf einem Datenträger zur späteren und wiederholten Auswertung der Daten möglich. Abbildung 5.3 zeigt die Benutzerschnittstelle des Testsystems auf dem Beifahrersitz. Eine Videokamera zeichnet durch die Windschutzscheibe die Messfahrt auf und sendet diese über eine Firewire-Verbindung an den PC im Kofferraum. Alle Mess-

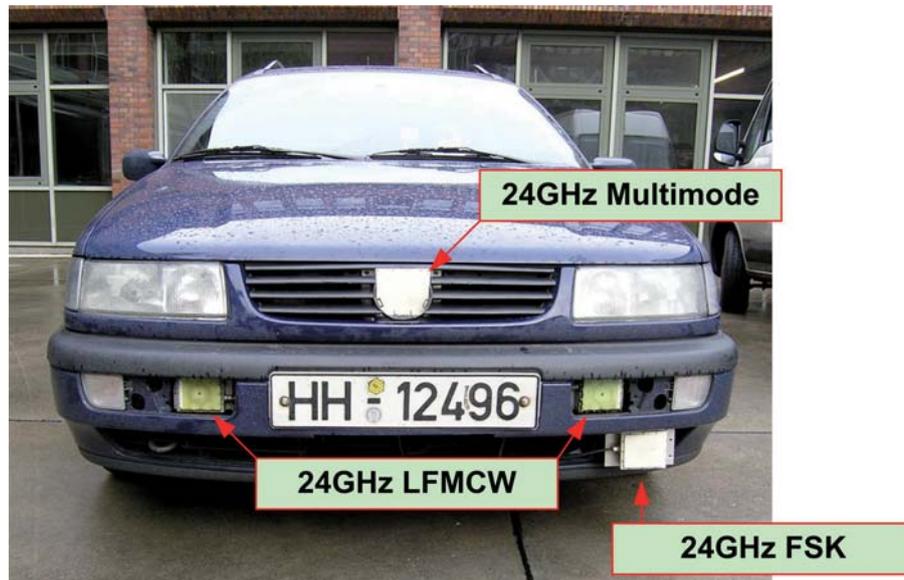


Abbildung 5.2: Mit Radarsensoren ausgestattetes Testfahrzeug

daten werden mit einem Zeitstempel versehen und sind somit zum Videodatenstrom synchronisiert, so dass bei späteren Auswertungen das entsprechende Videobild als Referenz dienen kann. Zur Sicherheit befindet sich ein Notaus-Schalter im Cockpit, der jegliche in das Fahrgeschehen eingreifenden Assistenzsysteme deaktivieren kann. Abbildung 5.4 zeigt den Kofferraum des Testfahrzeugs mit dem PC zur Datenverarbeitung und Speicherung, diversen Sensoren zur Erfassung der Eigenbewegung sowie dem Interface zum CAN-Bus.

5.1.1 Radarsensoren

Im Testfahrzeug sind vier seriennahe Radarsensoren fest installiert, sie arbeiten alle im 24 GHz Band und liefern Ziellisten mit dem Messvektor

$$y(k) = [r, v_r, \varphi, A_e]^T \quad . \quad (5.1)$$

Zwei LFM CW-Sensoren sind links und rechts neben dem Nummernschild hinter der vorderen Stoßstange eingebaut. Sie haben eine Bandbreite von 250 MHz und erreichen damit eine Entfernungsauflösung von 0,6 m. Die Reichweite der Sensoren liegt bei der Beobachtung von Fahrzeugen bei 50 m. Der von den jeweils zwei Empfangsantennen abgedeckte



Abbildung 5.3: Nutzerschnittstelle des institutseigenen Testfahrzeuges

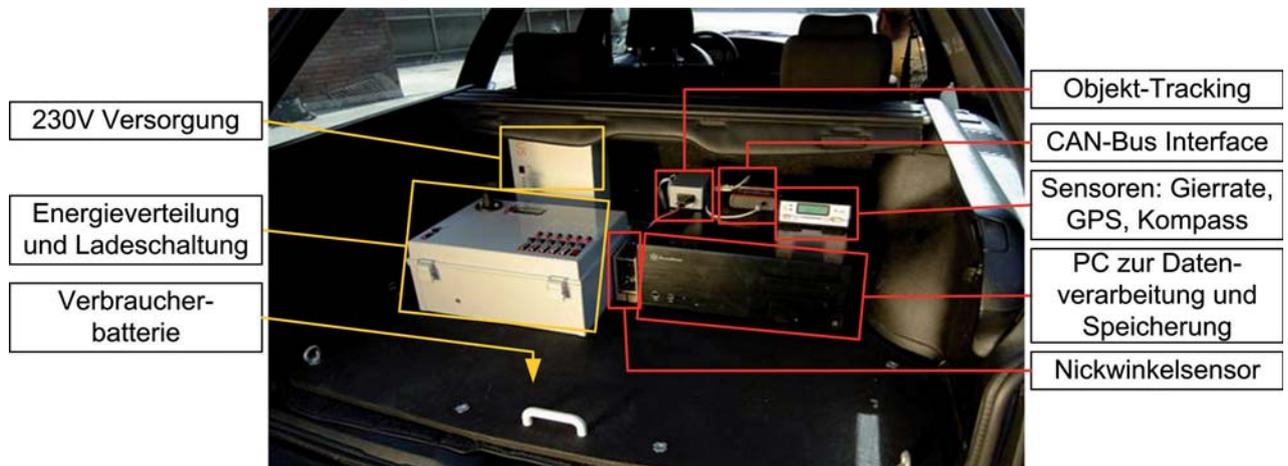


Abbildung 5.4: Datenverarbeitungssystem (rot) und Energieversorgung (gelb) im institutseigenen Testfahrzeug

azimutale Beobachtungsbereich liegt bei $\pm 45^\circ$. Die verwendete Phasen-Monopulsmethode erreicht eine Genauigkeit von 1° . Zwischen dem Up- und dem Down-Chirp sind jeweils reine Dopplermessungen ohne Frequenzhub eingewoben. Die Sensoren liefern zu jeder der vier Teilmessungen alle 40 ms die Detektionen auf den CAN-Bus.

Ein FSK-Sensor (Abbildung 5.5) ist unten am Stoßfänger auf der Fahrerseite montiert. Bei der Beobachtungszeit $T_{\text{Frame}} \approx 120$ ms ist eine sehr hohe Dopplerauflösung von 0,08 m/s gegeben. Über einem Öffnungswinkel von $\pm 30^\circ$ wird der Azimutwinkel von Objekten über das Phasen-Monopulsverfahren gemessen. Die Reichweite des FSK-Sensors liegt bei 30 m für die Detektion von Personen und bei 50 m für Fahrzeuge.

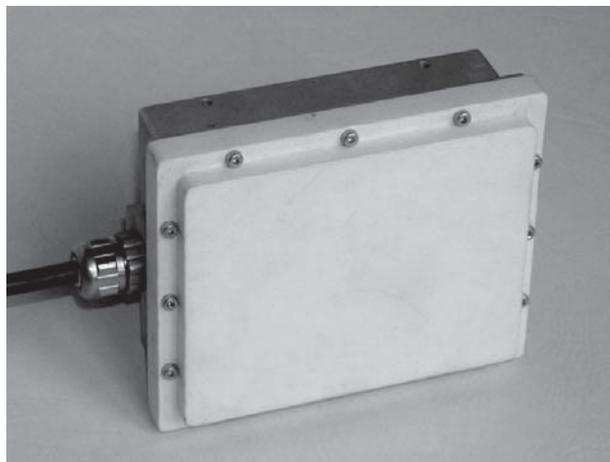


Abbildung 5.5: 24 GHz FSK-Sensor des Testfahrzeuges

Ein Weitbereichssensor ist mittig im Kühlergrill platziert und deckt mit einer Reichweite von 125 m und einem Öffnungswinkel von $\pm 18^\circ$ ein sehr großes Sichtfeld ab. Der Radarsensor kann verschiedene Signalformen aussenden und wird im Testfahrzeug mit LMFSK betrieben. Es sind drei Sendesignale mit einem Abstand von jeweils 1,2 MHz ineinander verwoben. Pro Chirp werden 512 Modulationsstufen durchlaufen. Drei verschiedene Zyklen (sweeps) werden reihum gesendet: Up-Chirp, Down-Chirp und Doppler-Messung. Jede Einzelmessung hat eine Zykluszeit von $T_{\text{Frame}} \approx 35$ ms, wodurch eine Geschwindigkeitsauflösung von 0,18 m/s erreicht wird. Aus der Bandbreite von 100 MHz ergibt sich eine Entfernungsauflösung von 1,5 m. Dieser Sensor hat neben dem CAN-Bus ein zweites Dateninterface (SPI), worüber die Rohdaten anstelle der Ziellisten übertragen werden können.

5.1.2 Sensoren zur Messung der Eigenbewegung

Die Eigenbewegung des Testfahrzeuges wird kontinuierlich aufgezeichnet. Mit Hilfe dieser Daten kann die eigene Fahrsituation analysiert und beschrieben werden. Auch dient die Information über die Eigenbewegung als Unterstützung für das Tracking. Bei Kurvenfahrten hilft sie im Assoziationsschritt die entsprechenden Zieldetektionen den einzelnen Tracks zuzuordnen.

Eine Geschwindigkeitsinformation v_{ego} wird von den ABS-Sensoren aller vier Räder abgeleitet und z.B. durch Mittelwertbildung zu einer Größe zusammengefasst. Pro Umdrehung geben die ABS-Sensoren 43 Spannungspulse ab. Ein Mikrocontroller misst die Zeitdifferenz zwischen den Pulsen und errechnet über den Reifenumfang von 185 cm die Fahrzeuggeschwindigkeit.



Abbildung 5.6: Gierratensensor

Ein Gierratensensor (Abbildung 5.6) ist unter der Rückbank verbaut. Er liefert die Drehgeschwindigkeit des Testfahrzeuges um die Hochachse. Aus der Gierrate $\dot{\gamma}$ und der Eigengeschwindigkeit v_{ego} lässt sich der Kurvenradius r_c des eigenen Fahrweges errechnen.

$$r_c = \frac{v_{ego}}{\dot{\gamma}} \quad (5.2)$$

Der Nickwinkel des Fahrzeuges wird von einem selbstentwickelten Sensormodul gemessen und auf dem CAN-Bus übertragen. Die Nickbewegung des Fahrzeuges, z.B. bei starken Abbremsvorgängen, führt zu einer vertikalen Horizontverschiebung im Videobild. Durch die

Erfassung des Nickwinkels werden die Zieleinblendungen im Videobild um die Horizontverschiebung kompensiert und damit auf das tatsächlich erfasste Objekt gezeichnet. Auf die Beschreibung der eigenen Fahrsituation oder der von Objekten hat diese Funktion keinen Einfluss.

5.1.3 Verarbeitungsprogramm

Zur Datenverarbeitung speziell im PC des Testfahrzeugs wurde an der TUHH eine modulare Software entwickelt. Das sogenannte Radarworkspace kann sowohl online als auch offline Messdaten verarbeiten. Durch eine hohe Konfigurierbarkeit lässt sich das System für verschiedenste Mess- und Testzwecke ohne Aufwand anpassen. Ein besonderer Vorteil ist die dynamische Erweiterbarkeit der Signalverarbeitungskette um Verarbeitungsmodule. Das Rahmenprogramm, die graphische Benutzeroberfläche und das Basismodul sind in C++ implementiert, während die tatsächlichen Algorithmen in Ansi-C gehalten sind. So ist eine einfache Überführung des Codes auf schnelle DSPs sichergestellt. Neben dem Radarworkspace gibt es eine spezielle Benutzerschnittstelle, den Datenrekorder. Er ermöglicht einfache Datenaufzeichnung und Visualisierung ohne weitere Verarbeitung der Messdaten. Die Speicherung der Messdaten zusammen und in Synchronisation mit dem Videostream erfolgt auf der Festplatte des PCs. Jede Messung besteht aus drei Dateien, die nach dem Aufnahmedatum und der Aufnahmeuhrzeit benannt werden:

- Die Informationsdatei enthält Labels der aufgezeichneten Verkehrssituation und eine optionale Beschreibung der Messung. Mit Hilfe der Labels können statistische Auswertungen der Messdaten, z.B. nur von Stadtfahrten, durchgeführt werden.
- Der Mitschnitt des CAN-Busses wird mit Video-Zeitstempeln versehen.
- Das Videofile enthält den komprimierten Videostream und wird im AVI-Container abgelegt.

Das Radarworkspace ist ein signalflussbasiertes Datenverarbeitungssystem. Die Verarbeitungsmodule sind dynamisch nachladbar und lassen sich aus einem Pfadbaum auswählen.

Die einzelnen Module werden durch Signalleitungen vom Nutzer miteinander verknüpft. An einen Datenausgang eines Modules können mehrere empfangende Module gehängt werden, die Daten werden dafür dupliziert. Module ohne Eingänge stellen Datenquellen dar. Es gibt zwei Datenquellen-Module. Das eine liest die Daten direkt während der Messung vom CAN-Bus und dient damit der direkten Auswertung während der Messfahrt, das andere Modul liest die Messdaten sowie das Videofile von der Festplatte. Module ohne Datenausgänge werden als Datensenken bezeichnet. Beispiele sind ein Daten-Exportmodul als Schnittstelle zu MATLAB, der Linksabbiegeassistent aus Abbildung 2.2 oder das Anzeigemodul mit Zieldarstellung aus der Vogelperspektive. Für das Radarworkspace wurden verschiedene experimentelle Applikationen in Form von Modulen entwickelt. Neben den oben erwähnten lassen sich noch die automatische Abstandsregelung (ACC), ein Fusionsmodul, verschiedene Tracker und eine Pre-Crash-Detektion nennen.

5.2 Abbildung der Eigenbewegung

Per Definition führt das messende Fahrzeug das Koordinatensystem mit sich (vgl. Abb. 3.2), es gilt also nur jeweils für genau einen Messzyklus. Der Ursprung liegt dabei mittig auf der Vorderachse. Für die Beschreibung der Eigenbewegung stehen unter anderem die Messdaten zur Fahrzeuggeschwindigkeit v_{ego} und der Gierrate $\dot{\gamma}$ im Testfahrzeug zur Verfügung. Die Darstellung 5.7 zeigt die Messwerte für die Gierrate und die Geschwindigkeit des Testfahrzeugs bei einer Stadtfahrt. Es treten Gierraten bis zu $30^\circ/\text{s}$ auf. Dieser Wert verdeutlicht, wie schnell sich der Azimutwinkel zu Objekten alleine durch die Bewegung des vermessenden Fahrzeuges ändert.

Gleichung 5.2 beschreibt die Berechnung des Kurvenradius, auf welchem sich das Fahrzeug gerade befindet. Die Geradeausfahrt kann als Bewegung auf einem Kreis mit unendlichem Radius aufgefasst werden. Wird der Fahrweg nun durch Summation der Einzelbewegungen zwischen den Messungen bestimmt, so summieren sich auch die Fehler der beiden Sensoren. Ein elektronischer Kompass sowie ein GPS-Empfänger wurden daher als Referenz im Testfahrzeug integriert. Es stellte sich allerdings heraus, dass für die Bewertung

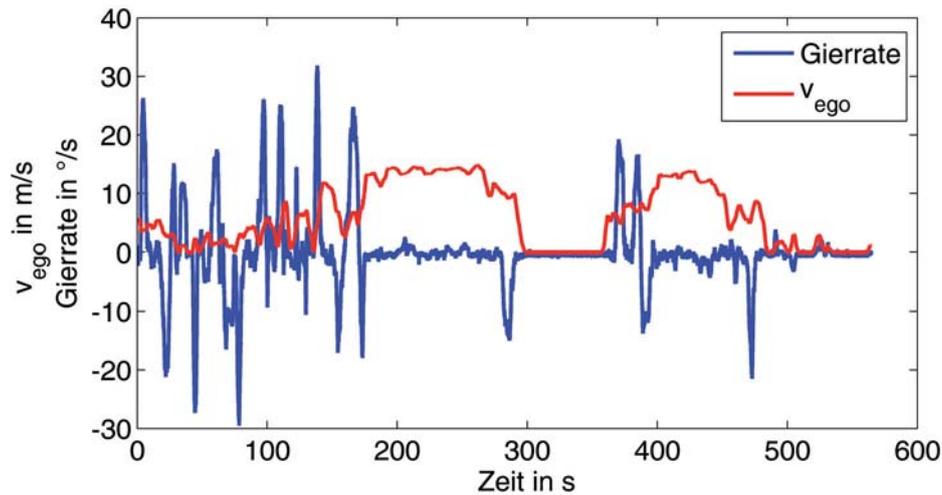


Abbildung 5.7: Gierrate und Geschwindigkeit bei einer Messfahrt in der Stadt

der Verkehrssituationen nur kurze Historien von <10 s des Fahrweges relevant sind. Über diese Dauer ist die Beschreibung auf Basis der oben genannten Messgrößen hinreichend genau.

Wohin das Testfahrzeug im weiteren Verlauf der Messung fährt, ist für eine Kollisionsvorhersage zu beschreiben. In [Kop00] wird die Fläche beschrieben, welche vom Fahrzeug in Abhängigkeit von der Fahrzeuggeschwindigkeit definitiv überfahren wird. Abbildung 5.8 stellt die Gefahrenzone tiefrot dar. Diese Fläche ist durch die maximal möglichen Lenkmanöver nach links und rechts begrenzt, eine Vollbremsung würde eine größere Fläche überspannen und fällt daher als Alternative weg. Ausweichmanöver sind durch die Haftreibung des Fahrzeuges auf der Straße begrenzt, damit das Auto nicht ins Rutschen oder Schleudern gerät. Für die Berechnung wird das Einspurmodell aus [MW04] zu Hilfe genommen. Der minimale Kurvenradius $r_{c,\min}$, als das stärkstmögliche Ausweichmanöver zu einer Seite, berechnet sich nach [Kop00] in Abhängigkeit von der Eigengeschwindigkeit v_{ego} , des Reibwertes μ_r und der Erdbeschleunigung g zu

$$r_{c,\min} = \frac{v_{\text{ego}}^2}{\mu_r + g} . \quad (5.3)$$

Es lässt sich die Fläche der möglichen Fahrwege bestimmen. Hierzu wird eine aktive Lenkbewegung über der Zeit zugrunde gelegt, was in Abbildung 5.8 zu einer über dem Weg enger werdenden Kurvenfahrt führt. Änderungen des Fahrzustandes werden als Manöver

bezeichnet. Darunter fallen Lenkbewegungen und Beschleunigungsvorgänge. Eine gleichbleibende Kurvenfahrt alleine ist dagegen kein Manöver. Das für die Berechnung der möglichen Fahrwege zugrunde gelegte Bewegungsmodell eines Fahrzeuges wird in [RBMR08] beschrieben.

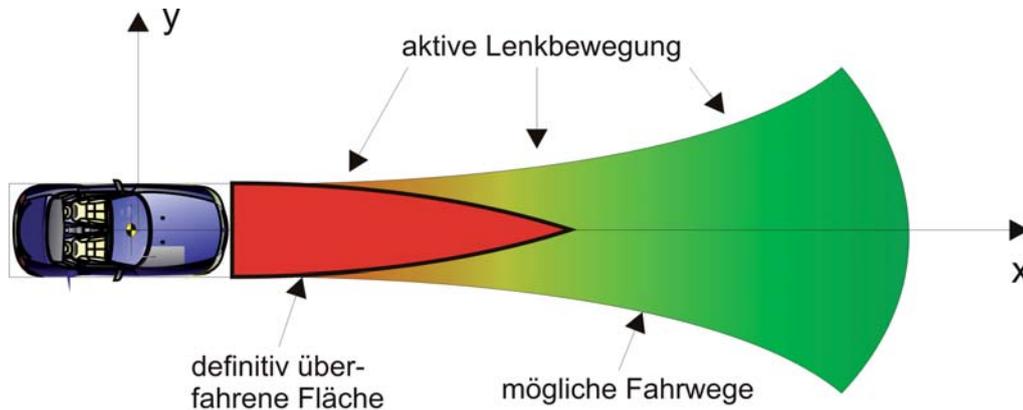


Abbildung 5.8: Mögliche Fahrwege eines geradeausfahrenden Fahrzeuges und definitiv überfahrene Gefahrenzone in rot

5.3 Objekttrajektorien

Die Bewegungen beobachteter Fahrzeuge unterstehen den gleichen physikalischen Randbedingungen wie das eigene Fahrzeug. Eine Beschreibung der Fläche möglicher Fahrwege, wie in Kapitel 5.2 beschrieben, ist für alle Objekte im Beobachtungsbereich möglich. Dazu werden die Geschwindigkeit und die Gierrate berechnet. Vermeintlich können diese der Trackhistorie entnommen werden. Tatsache ist aber, dass die Eigenbewegung des Testfahrzeuges mit in der Historie des Tracks eines beobachteten Objektes additiv enthalten ist. So kommen die Positionsmeldungen eines entgegenkommenden Fahrzeuges nicht nur um die Fahrstrecke pro Zeit näher, die dieses Fahrzeug zurücklegt, sondern die eigene Vorwärtsbewegung zum Objekt hin überlagert sich positiv. Es wird die relative Bewegung zwischen

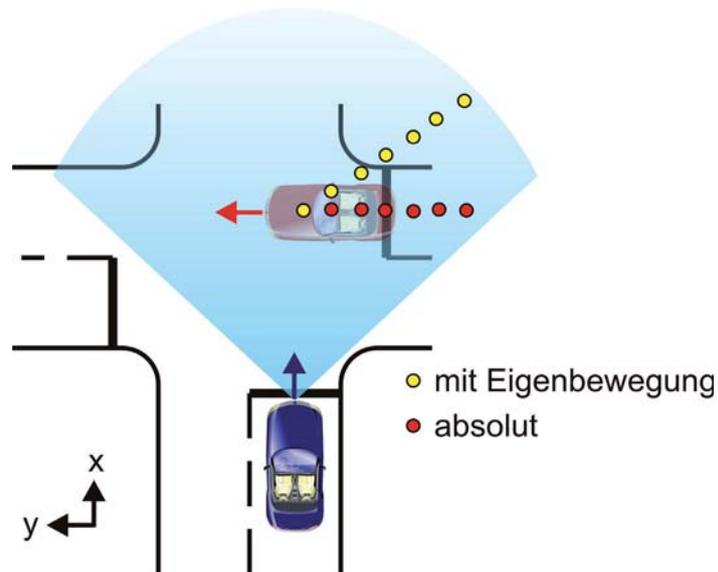


Abbildung 5.9: Relativer und absoluter Trackpfad eines Objektes

messendem und vermessenem Fahrzeug beschrieben. Von Interesse ist aber nun die reale Bewegung des Objektes auf der Straße aus einer Vogelperspektive. Erst dann kann die gleiche Fahrphysik auch auf Objekte angewendet werden.

Der Sachverhalt wird in Abbildung 5.9 dargestellt. Das mit einem Radarsensor ausgestattete blaue Fahrzeug fährt an eine Kreuzung heran. Die Trackmeldungen eines von der Seite vorbeifahrenden Fahrzeuges in gelb vermitteln den Eindruck, das Objekt komme von schräg vorne angefahren. Erst nach Bereinigung der Trackpositionen um die Eigenbewegung (dargestellt in rot) ist die tatsächliche Bewegung auf der Straße durch die Zielmeldungen beschrieben.

5.3.1 Bewegungskompensation

Die Umrechnung der relativen Trackhistorien auf die reale Fahrspur eines Objektes lässt sich durch Koordinatentransformationen durchführen. Es wurde bereits erwähnt, dass das Koordinatensystem für Ziele in jeder Messung neu vor dem Testfahrzeug aufgespannt wird. Alle Zielmeldungen in der Trackhistorie müssen daher in das neue Koordinatensystem

tem transformiert werden. Das bedeutet wiederum, dass eine Zielmeldung vom Zeitpunkt $k - 10$ bis zur Messung zum Zeitpunkt k genau zehn mal in ein neues Koordinatensystem transformiert wird. Die Transformation selbst besteht aus der Abbildung der Kreisfahrt des Testfahrzeugs. Der überstrichene Winkel $\Delta\gamma$ errechnet sich einfach aus der Gierrate zu

$$\Delta\gamma = \dot{\gamma} \cdot T_{\text{Frame}} \quad . \quad (5.4)$$

Der Drehpunkt liegt im Abstand des Kurvenradius aus Gleichung 5.2 auf der Verlängerung der Hinterachse. Objekte werden nun zunächst durch eine Translation in das Koordinatensystem (x^c, y^c) überführt.

$$\begin{pmatrix} x_{\text{Objekt}}^c \\ y_{\text{Objekt}}^c \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_{\text{Objekt}}^{k-1} \\ y_{\text{Objekt}}^{k-1} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} x_{\text{offset}} \\ -r_c \end{pmatrix} \quad (5.5)$$

Anschließend erfolgt die Drehung um den Winkel $\Delta\gamma$:

$$\begin{pmatrix} x_{\text{gedreht}}^c \\ y_{\text{gedreht}}^c \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(-\Delta\gamma) & -\sin(-\Delta\gamma) \\ \sin(-\Delta\gamma) & \cos(-\Delta\gamma) \end{bmatrix} \cdot \begin{pmatrix} x_{\text{Objekt}}^c \\ y_{\text{Objekt}}^c \end{pmatrix} \quad (5.6)$$

Zuletzt wird das Ziel durch eine Translation in das Koordinatensystem des aktuellen Messzyklus gebracht.

$$\begin{pmatrix} x_{\text{Objekt}}^k \\ y_{\text{Objekt}}^k \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_{\text{gedreht}}^c \\ y_{\text{gedreht}}^c \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} -x_{\text{offset}} \\ r_c \end{pmatrix} \quad (5.7)$$

Die unterschiedlichen Koordinatensysteme und der Vorgang der Transformation sind in Abbildung 5.10 mit Bezug auf das eigene Fahrzeug bildlich dargestellt. Der Einfluss der Kompensation auf die Trackhistorie wird durch Abbildung 5.11 verdeutlicht. Vermessen wurde ein ortsfestes Ziel bei dem künstlichen Szenario eines Fahrbahnwechsels des Testfahrzeugs. In blau ist die relative Sensorsicht des Tracks eingezeichnet. Die Lenkvorgänge während des Fahrbahnwechsels führen zu einem Trackverlauf, der erst sehr spät erahnen lässt, dass sich das Fahrzeug auf Kollisionskurs befindet. Bei der in grün dargestellten Trackhistorie der gleichen Messung wurde ausschließlich der Drehwinkel des Ego-Fahrzeuges kompensiert. Weiterhin sieht es so aus, als ob das Ziel auf das eigene Fahrzeug zukomme. Es ist deutlich früher am Trackverlauf zu erkennen, dass das (ortsfeste) Ziel dem Fahrzeug gefährlich wird. Die in rot dargestellte Ansammlung an Zielmeldungen basiert wiederum auf

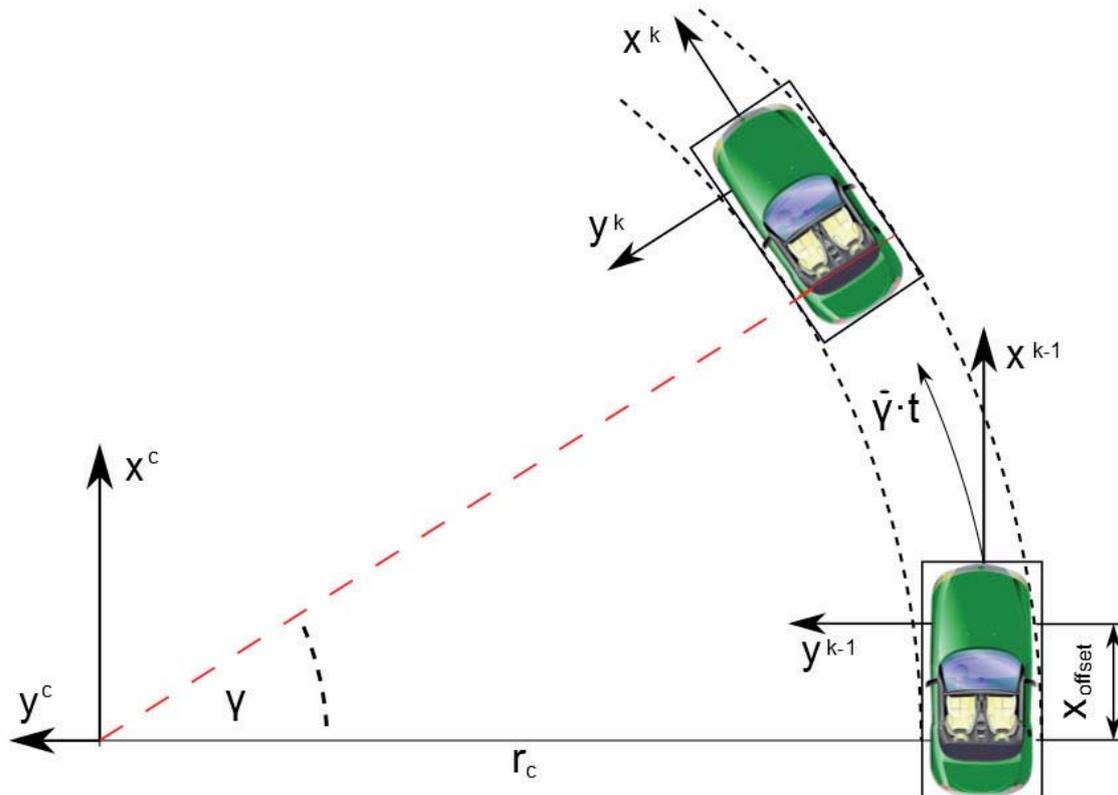


Abbildung 5.10: Koordinatentransformation zur Kompensation der Eigenbewegung in der Trackhistorie

den gleichen Messdaten, es wurde die Eigenbewegung nach Gleichungen 5.4-5.7 komplett kompensiert. Nun ist ersichtlich, dass das Ziel an einem Ort steht. Die Tatsache, dass die Zielmeldungen über einen gewissen Bereich verstreut und nicht genau an einem Ort sind, hat zwei Ursachen. Zum einen liegt es an Messfehlern des Radarsensors, die der Tracker erst im Trackverlauf herausfiltert. Zum anderen summieren sich Messfehler der Eigenbewegung bei den Transformationen für lange zurückliegende Messwerte des Tracks auf. Bei der Standortbestimmung ist daher immer der neuesten Zielmeldung des Trackers zu glauben.

Nach der Kompensation der Eigenbewegung stellt die Trackhistorie die Bewegung von Objekten auf der Straße dar. Für die Objektpfade lassen sich daher einfach die Bewegungsrichtung, Kurvenradien und die tatsächliche Objektgeschwindigkeit aus den Positionsmel-

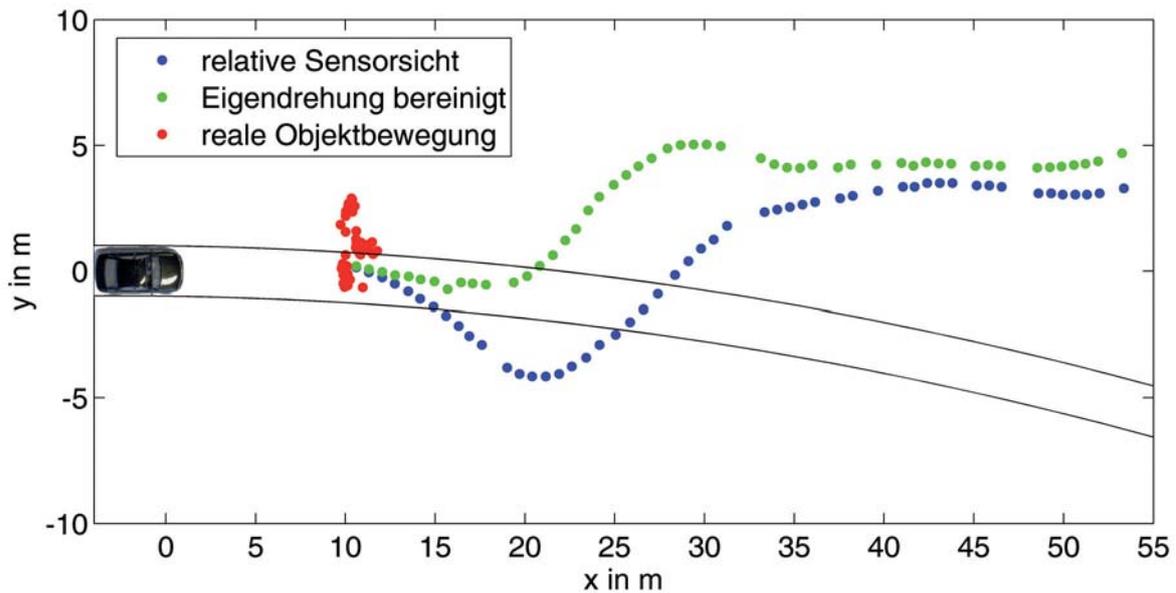


Abbildung 5.11: Vergleich einer relativen zur absoluten Objekttrajektorie bei der Beobachtung eines ortsfesten Objektes

dungen schätzen. Dies liefert wertvolle Rückschlüsse auf die Fahrsituation und enthält die notwendigen Messgrößen für die Vorhersage möglicher Fahrwege der Objekte wie in Kapitel 5.2 für das Testfahrzeug gezeigt.

5.3.2 Laterale Geschwindigkeit von Objekten

Radarsensoren sind in der Lage, die radiale Geschwindigkeit v_r von detektierten Objekten durch Messung der Dopplerfrequenz sehr genau zu vermessen (Kapitel 3.1.2). Zur vollständigen Bewegungsbeschreibung eines Objektes fehlt die laterale Komponente. Typischerweise wird diese durch das Tracking geschätzt. Gerade in der Initialisierungsphase eines neuen Tracks ist es aber schwierig, ohne eine grobe Information über die laterale Geschwindigkeit quer bewegten Verkehr, wie in Abbildung 5.9 dargestellt, zu verfolgen. Wünschenswert ist daher eine Schätzung der Quergeschwindigkeit auf Basis einer einzelnen Messung, die dem Tracker als Initialisierungswert für die Prädiktions- und Assoziationsphase in der nächsten Messung dienen. In [Föl06, FR06a, FR06b] wird dazu ein Algorithmus vorge-

schlagen, der auf Basis von zwei oder mehr Detektionen von ein und demselben gleichförmig bewegten Objekt die Geschwindigkeit in kartesischen Koordinaten liefert. Mehrere Detektionen von einem Objekt treten durch verschiedene Reflexionszentren wie z.B. den Radkästen auf. Eine notwendige Voraussetzung ist, dass die Detektionen unter verschiedenen Aspektwinkeln φ liegen. Abbildung 5.12 zeigt die geometrischen Zusammenhänge zwischen der gemessenen radialen Geschwindigkeit einer Detektion und den Geschwindigkeitskomponenten v_x und v_y des Objektes.

$$v_r = v_x^x + v_r^y \quad (5.8)$$

$$= v_x \cdot \cos(\varphi) + v_y \cdot \sin(\varphi) \quad (5.9)$$

Aufgelöst nach v_x zeigt sich die lineare Abhängigkeit zu v_y .

$$v_x = \frac{v_r - v_y \cdot \sin(\varphi)}{\cos(\varphi)} \quad (5.10)$$

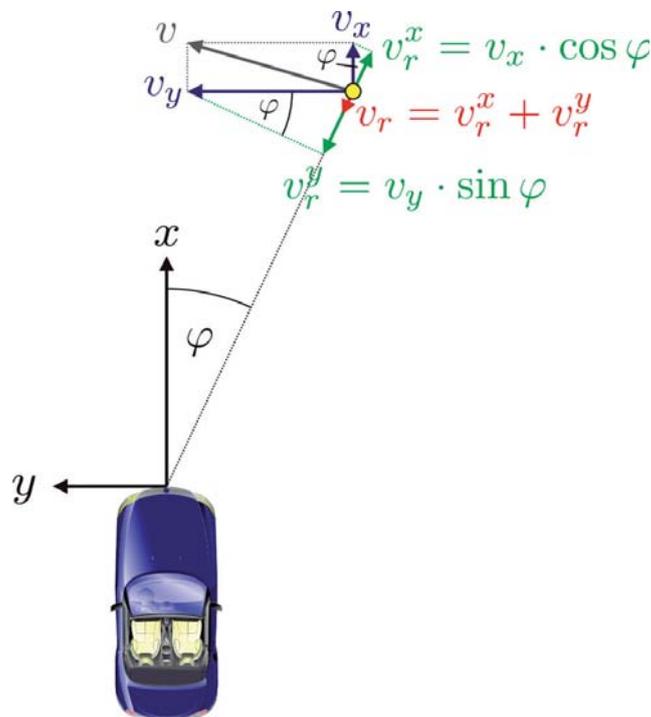


Abbildung 5.12: Geometrischer Zusammenhang zwischen radialer Geschwindigkeit einer Detektion und der Objektgeschwindigkeit in kartesischen Koordinaten

Für jede Detektion vom gleichen Objekt ergibt sich somit eine Mehrdeutigkeitsgerade. Abbildung 5.13 zeigt idealisiert, wie der Geschwindigkeitsvektor des Objektes aus dem Schnittpunkt der Mehrdeutigkeitsgeraden abgelesen werden kann.

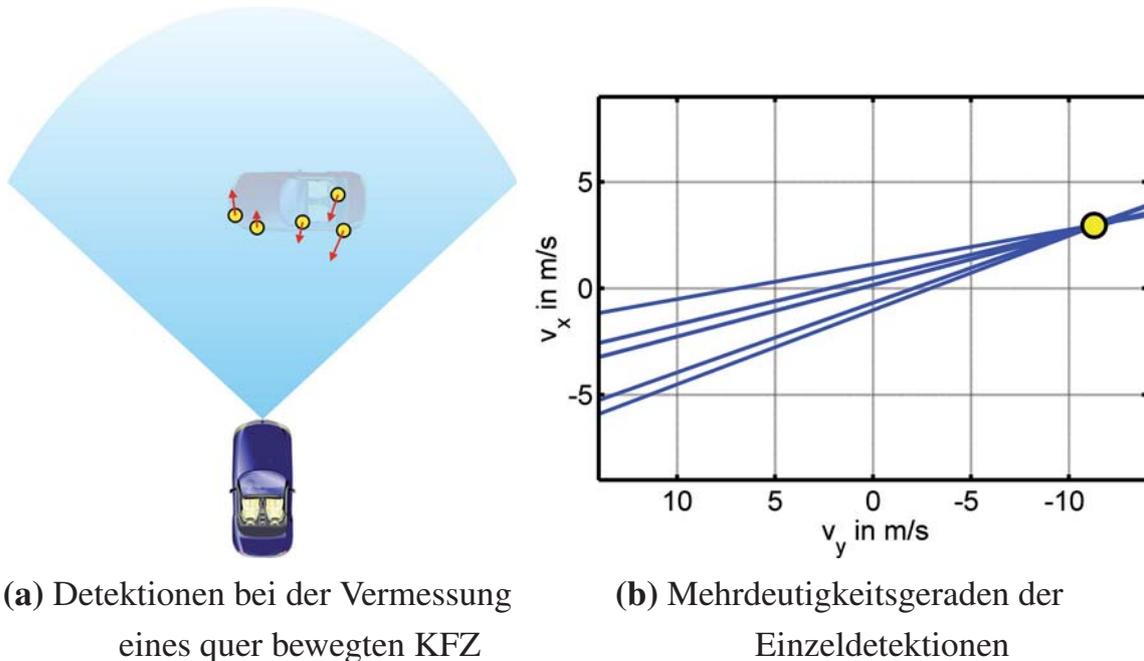


Abbildung 5.13: Lateral bewegtes Objekt

Zur Berechnung wird ein MMSE-Ansatz in [Föl06] vorgeschlagen. Für n Detektionen berechnet sich der Geschwindigkeitsvektor \vec{v} eines Objektes aus

$$\mathbf{v}_r = \mathbf{M} \cdot \mathbf{v} \quad (5.11)$$

$$\begin{pmatrix} v_r^1 \\ v_r^2 \\ \vdots \\ v_r^n \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\varphi_1) & \sin(\varphi_1) \\ \cos(\varphi_2) & \sin(\varphi_2) \\ \vdots & \vdots \\ \cos(\varphi_n) & \sin(\varphi_n) \end{bmatrix} \cdot \begin{pmatrix} v_x \\ v_y \end{pmatrix} \quad (5.12)$$

$$\mathbf{v} = (\mathbf{M}^T \mathbf{M})^{-1} \mathbf{M}^T \cdot \mathbf{v}_r \quad (5.13)$$

Auswertung von Messdaten

Mit dem FSK-Sensor des Testfahrzeugs (Kapitel 5.1.1) wurden Messungen an einer Kreuzung mit Querverkehr durchgeführt. Die Ergebnisse wurden bereits in [BRR08] veröffentlicht. Das Messszenario war ähnlich zu dem aus Abbildung 5.9. Zur Validierung der Ergebnisse wurde die tatsächliche Geschwindigkeit der vermessenen Ziele gleichzeitig frontal mit der Radarpistole aus Abbildung 2.1 vermessen. Die Ergebnisse sind in Abbildung 5.14 dargestellt. Mehr als 65 % der Messungen haben einen relativen Fehler von unter 30 % bezogen auf die wahre Objektgeschwindigkeit. Der Mittelwert des Fehlers liegt bei 36 %. Die Genauigkeit der Bestimmung der Quergeschwindigkeit fällt damit nicht besonders hoch aus. Einem Tracker ist die Messgröße bei der Initialisierung von Tracks enorm hilfreich. Ohne Kenntnis der Quergeschwindigkeit muss ein sehr großes Suchfenster zur Assoziation einer Detektion in der zeitlich folgenden Messung aufgespannt werden. Große Suchfenster haben aber den Nachteil, dass falsche Detektionen dem Track zugeordnet werden. Es entstehen Geistertracks. Allein mit der Information, in welche seitliche Richtung sich das Objekt bewegt, kann das Suchfenster halbiert werden. Die Richtung wurde in über 98 % der Messungen korrekt berechnet.

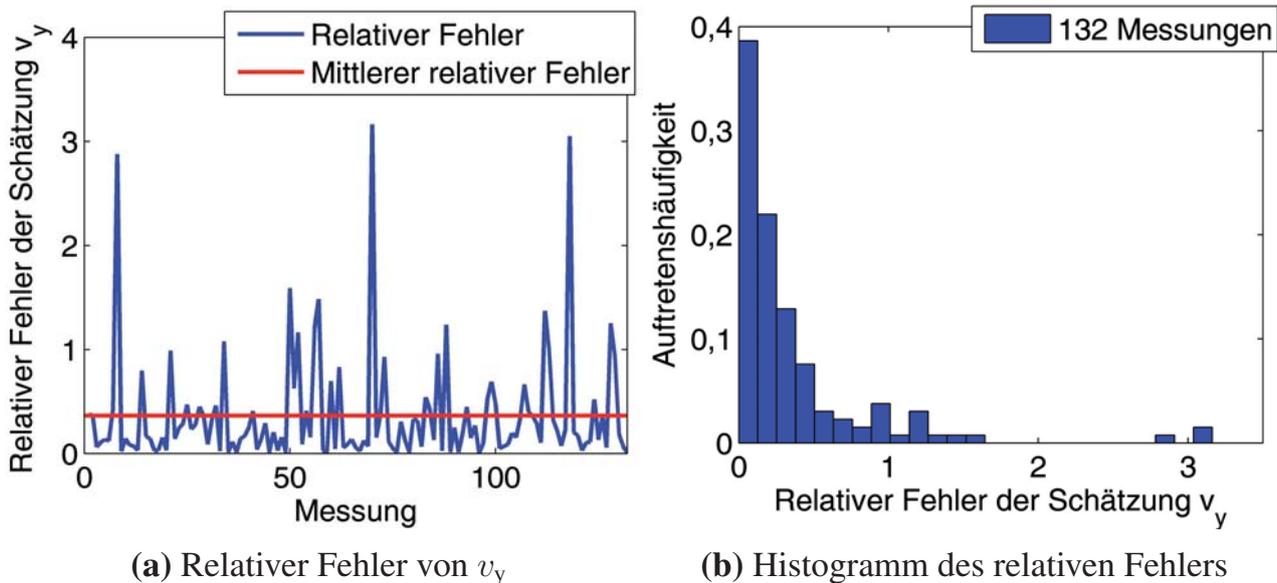


Abbildung 5.14: Ergebnisse zur Schätzung der Quergeschwindigkeit

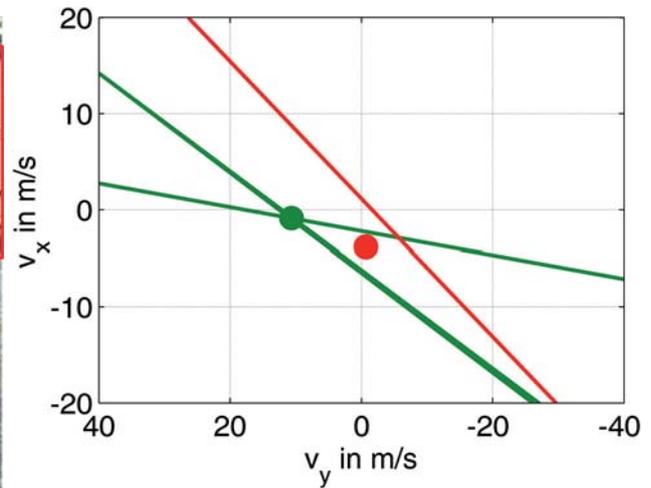
Es wurden zwei Ursachen für Ungenauigkeiten des Verfahrens gefunden. Der Algorithmus wird automatisch durchlaufen, sobald zwei oder mehr Detektionen im Signalverarbeitungspfad zu einem Cluster zusammengefasst wurden. Liegen diese Detektionen im Winkel sehr dicht beieinander, so besitzen alle resultierenden Mehrdeutigkeitsgeraden (vgl. Abb. 5.13b) eine ähnliche Steigung. Geringe Messfehler der radialen Geschwindigkeit haben dann großen Einfluss auf die Lage des Schnittpunktes und damit der geschätzten Querkomponente der Objektgeschwindigkeit. In Umkehrung bedeutet dies, dass das Verfahren robuster wird, je weiter die Detektionen im Azimutwinkel φ auseinanderliegen. Ein Gütemaß für die Schätzung lässt sich daher einfach durch Variation der gemessenen radialen Geschwindigkeiten um eine Doppler-Auflösungszelle Δf_d und Differenzbildung der sich ergebenden Schätzwerte ausdrücken. Aus dem notwendigen Abstand im Azimutwinkel geht auch hervor, dass das Verfahren für dichtere Ziele bessere Resultate liefert als für weiter entfernte, weil die Winkeldifferenz zwischen verschiedenen Reflexionszentren bei gleicher Objektausdehnung mit der Entfernung abnimmt.

Als zweite Ursache für Fehler bei der Schätzung der Quergeschwindigkeit konnten fehlerhafte Assoziationen von Detektionen erkannt werden. Sind Detektionen von anderen Objekten dem Cluster fälschlicherweise zugeordnet, so hat dieses besonders starken Einfluss auf das Ergebnis. Ein Beispiel ist in den Abbildungen 5.15a-d gegeben. Das Videobild der Messung in Abbildung 5.15a zeigt das beobachtete weiße Fahrzeug und die wahre Geschwindigkeit von 37 km/h aus der Referenzmessung mit der Radarpistole. Es werden im Assoziationsvorgang vier Detektionen zugeordnet und durch Auswertung nach Gleichung 5.13 ergibt sich die falsche Quergeschwindigkeit von -2,4 km/h. Das negative Vorzeichen zeigt, dass sogar die falsche Bewegungsrichtung errechnet wurde.

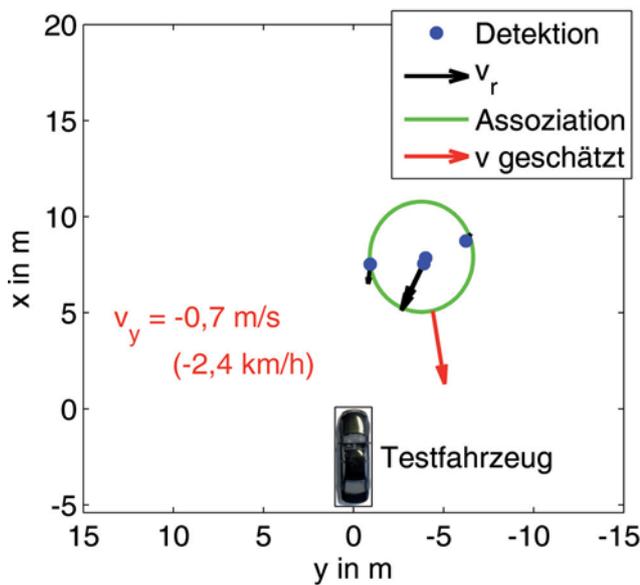
Ein verbesserter Algorithmus überprüft nun für Cluster mit mehr als drei Detektionen den Einfluss jeder einzelnen Detektion auf die Schätzung der Quergeschwindigkeit. Je weiter eine Mehrdeutigkeitsgerade vom Schnittpunkt (bzw. Schwerpunkt) der anderen entfernt ist, desto wahrscheinlicher ist es, dass es sich um eine falsche Assoziation handelt. In Abbildung 5.15b ist die Mehrdeutigkeitsgerade der falsch assoziierten Detektion in rot gekennzeichnet. Auch der nach dem MMSE-Prinzip errechnete Schnittpunkt mit der falschen Quergeschwindigkeit ist rot dargestellt. Der verbesserte Algorithmus schließt daher iterativ Detektionen aus, bis die drei am besten zusammenpassenden übrig bleiben. Das Ergebnis



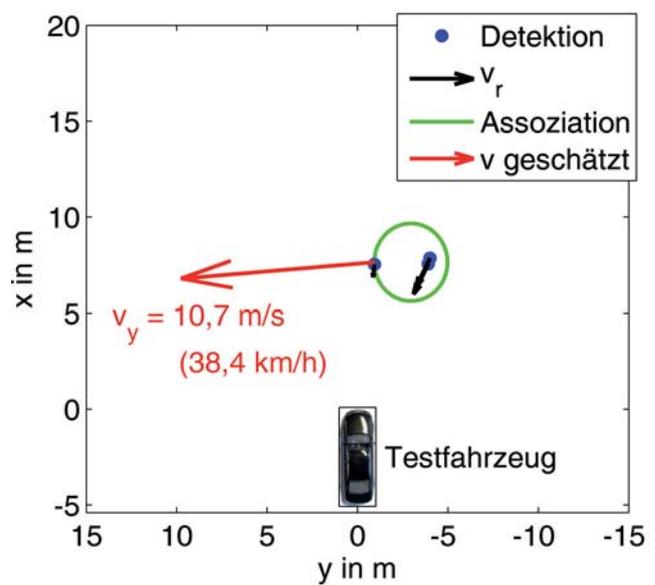
(a) Videobild mit eingetragener wahrer Geschwindigkeit



(b) Mehrdeutigkeitsgeraden der Detektionen



(c) Falsche Schätzung von v_y durch Assoziation einer objektfremden Detektion



(d) Automatisch korrigierte Schätzung von v_y durch Ausschluss fremder Detektion

Abbildung 5.15: Erkennen von falschen Assoziationen anhand der Mehrdeutigkeitsgeraden

ist in Abbildung 5.15d zu sehen und basiert auf den drei übrig bleibenden Detektionen, die im Diagramm mit den Mehrdeutigkeitsgeraden in grün dargestellt werden. Die geschätzte Quergeschwindigkeit von 38,4 km/h liegt nun sehr dicht an der tatsächlichen Geschwindigkeit des Objektes von 37 km/h.

5.3.3 Güte von Objekttrajektorien

Fahrerassistenzsysteme werden wie in Abbildung 5.16 dargestellt nach ihrem Einsatzzweck unterschieden. Komfortsysteme haben die Aufgabe, den Fahrer bei seinen Aufgaben zu entlasten. Dennoch ist der Fahrer Teil der Entscheidungskette und überwacht ständig die Situation und damit die Assistenzfunktionen. Anders ist es bei Sicherheitsfunktionen. Der Fahrer hat z.B. keinerlei Einfluß darauf, wann ein Airbag auslöst. Sicherheitssysteme haben daher besonders hohe Ansprüche an niedrige Falschalarmraten. Für radarbasierte Sicherheitssysteme wie etwa eine Kollisionserkennung (Pre-Crash) wurden dafür erweiterte Merkmale für Tracks aus den Messdaten des Testfahrzeugs entwickelt. Diese Merkmale werden mit im Statusvektor $x(k)$ eines jeden Tracks geführt. Je nach Anwendungsfall kann eine angeschlossene Applikation Mindestanforderungen in Form von (adaptiven) Schwellen definieren. Dabei ist zu beachten, dass sich durch eine Reduzierung der Falschalarmrate auch immer die Detektionsrate verringert. Im Einzelfall ist also abzuwägen, welche Schwere Falschalarme in einer Applikation hervorrufen oder ob eher fehlende Objekte im digitalen Abbild der Situation die Funktion stören.

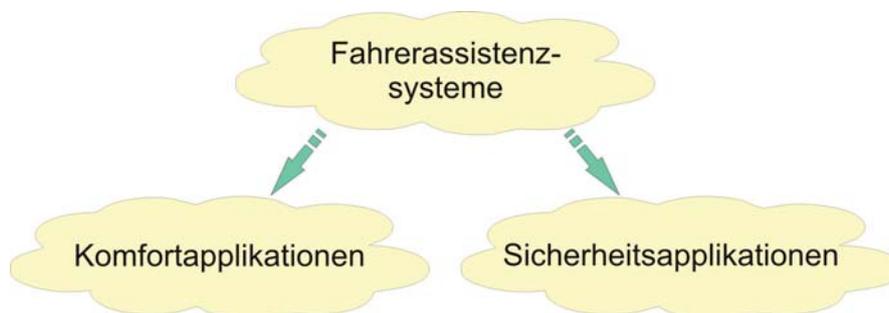


Abbildung 5.16: Unterscheidung von Fahrerassistenzsystemen

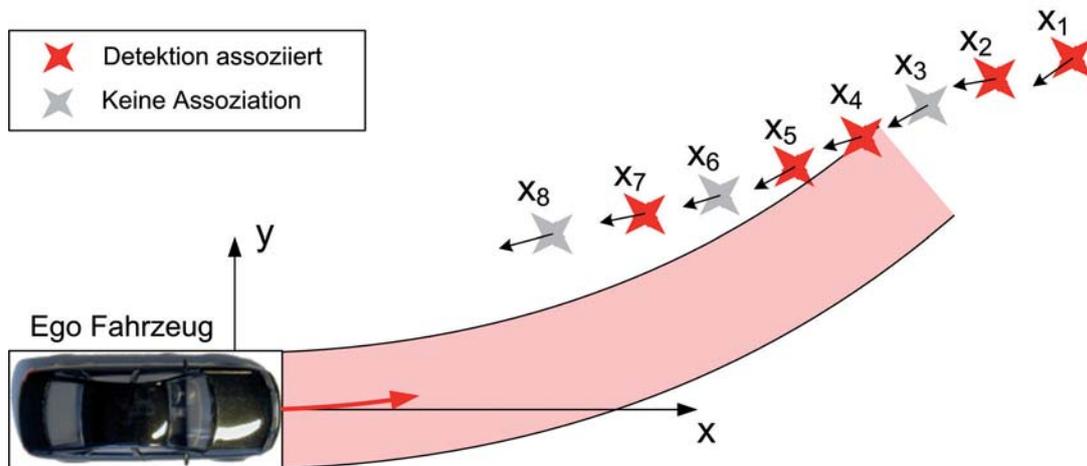


Abbildung 5.17: Güte von Objekttrajektorien

Einfachstes Gütekriterium ist die Anzahl der Detektionen, die zu einem Track assoziiert wurden. Es wird mit Tracklänge Q_1 bezeichnet. Je mehr Detektionen im Kalman-Filter verarbeitet wurden, desto genauer ist die Schätzung des Statusvektors und desto wahrscheinlicher ist es, dass es sich tatsächlich um ein beobachtetes Objekt handelt und nicht um einen sogenannten Geistertrack aus Fehldetektionen oder falsch assoziierten Detektionen. In Abbildung 5.17 ist der Pfad eines Objektes über acht Verarbeitungszyklen eines Kalman-Filters (vgl. Abb. 3.19) verfolgt worden. Es wurden dabei $Q_1 = 5$ Detektionen assoziiert.

$$Q_1 = \sum \text{assozierte Detektionen} \quad (5.14)$$

Die Trackqualität Q_q wird durch das Verhältnis der Anzahl assoziierter Detektionen zur Gesamtlänge des Tracks berechnet. Mussten viele Filterzyklen ohne Messwert auskommen, so leidet darunter die Genauigkeit der Vorhersage. Im Beispiel aus Abbildung 5.17 ergibt sich eine Trackqualität von $Q_q = 5/8 \approx 0,6$.

$$Q_q = \frac{\sum \text{assozierte Detektionen}}{\sum \text{Trackupdates}} \quad (5.15)$$

Vor allem für sicherheitskritische Entscheidungen in dynamischen Situationen ist die Glaubwürdigkeit eines Tracks in naher Vergangenheit von Interesse. Es wird daher ein zur Trackqualität sehr ähnliches Maß eingeführt, welches sich nur auf die m assoziierten Detek-

tionen in den letzten N Trackupdates bezieht. Die aktuelle Trackqualität $Q_{m\text{-aus-}N}$ errechnet sich im Beispiel aus Abbildung 5.17 zu $Q_{m\text{-aus-}4} = 2$.

$$Q_{m\text{-aus-}N} = \sum_{t=k-N+1}^k \text{Detektion assoziiert} \quad (5.16)$$

Wird eine irreversible Aktuatorik, wie z.B. ein Außenairbag, von der Applikation gesteuert, so wird man weiterhin fordern müssen, dass die zur Entscheidung führende aktuelle Zielmeldung eine Unterstützung durch einen Messwert erhalten hat. Im Prinzip ist das die Forderung $Q_{m\text{-aus-}1} \stackrel{!}{=} 1$. Das Kriterium wird mit Q_a bezeichnet und hat im Beispiel aus Abbildung 5.17 den Wert 0.

$$Q_a = \begin{cases} 1 & \text{wenn aktuell eine Messung assoziiert wurde} \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \quad (5.17)$$

Mit der Erweiterung des Statusvektors um die beschriebenen Gütekriterien ist es möglich, Applikationen mit gänzlich unterschiedlichen Anforderungen aus einem Tracker zu bedienen. Am Ausgang der Signalverarbeitung steht damit ein detaillierteres Abbild der Verkehrssituation zur Verfügung als bei heutigen Systemen. Die Interpretation der Situation und das Auslösen von Aktionen bleibt der jeweiligen Applikation überlassen.

5.4 Abbildung von Situationen

Die Beschreibung einer Verkehrssituation setzt sich zusammen aus allen Positionsmeldungen und der Bewegungsschätzung von allen nicht statischen Objekten inklusive des eigenen Fahrzeuges. Abbildung 5.18 stellt die unterschiedlichen Komponenten einer Situation dar. Die Umgebung wird durch die Summe der statischen Ziele beschrieben. Für die Eigenbewegung wurde bereits in Kapitel 5.2 ausgesagt, dass die Fläche der möglichen Fahrwege aus den die Eigenbewegung beschreibenden Messgrößen bestimmt werden kann. Ein Radarsensor kann die Ausdehnung von Objekten nicht vollständig erfassen. Zwar wurde in Kapitel 5.3.2 anhand von Messdaten gezeigt, dass die Detektion mehrerer Reflexionszentren bei ausgedehnten Zielen üblich ist. Diese beschreiben aber nicht notwendigerweise die tatsächliche Ausdehnung des Objektes in kartesischen Koordinaten. Optische Sensoren

sind für die Messung der Objektausdehnung gut geeignet. Durch die Fusion von Daten optischer Sensoren mit den Radarmessdaten können daher notwendige Zusatzinformationen für anspruchsvolle zukünftige Applikationen wie autonomes Fahren in den Statusvektor eines Objektes integriert werden. In [Kru06] werden Fusionsverfahren für ein Sensorsystem bestehend aus Videokamera und verschiedenen Radarsensoren für den Schienenverkehr behandelt. Ein Testfahrzeug für den Straßenverkehr mit heterogenen fusionierten Sensoren wird in [MRR⁺06a] vorgestellt.

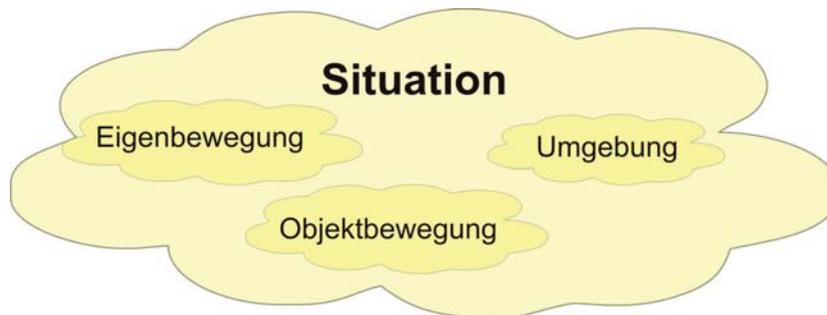


Abbildung 5.18: Modell einer Situation

Für die Abbildung der Objektbewegung werden die Ergebnisse aus Kapitel 5.3.1 herangezogen. Die Kompensation der Eigenbewegung in der Trackhistorie überführt die relativen Positionsinformationen des Radarsensors in eine Darstellung der Bewegung von Objekten auf der Straße. Für die Objektwege lassen sich die Bewegungsrichtung und die tatsächliche Objektgeschwindigkeit aus den Positionsmeldungen schätzen. Fährt das Objekt eine Kurve, so ist auch dieses in den absoluten Objektwegen zu erkennen. Als nächstes wird aus den Daten der Kurvenradius geschätzt.

Die Schätzung des Kurvenradius, auf dem sich ein Objekt bewegt, ist eine Optimierungsaufgabe. Es wird das Minimum zu einer uneingeschränkten nichtlinearen Fehlerfunktion gesucht. Die Fehlerfunktion E wird aus der Kreisgleichung

$$(x - x_M)^2 + (y - y_M)^2 = r_c^2 \quad (5.18)$$

entwickelt und beinhaltet die Summe der quadratischen Fehler aller Zielmeldungen im Pfad gegenüber dem geschätzten Radius r_c und dem Mittelpunkt (x_M, y_M) .

$$E = \sum_{i=1}^N \left(\sqrt{(x_i - x_M)^2 + (y_i - y_M)^2} - r_c \right)^2 \quad (5.19)$$

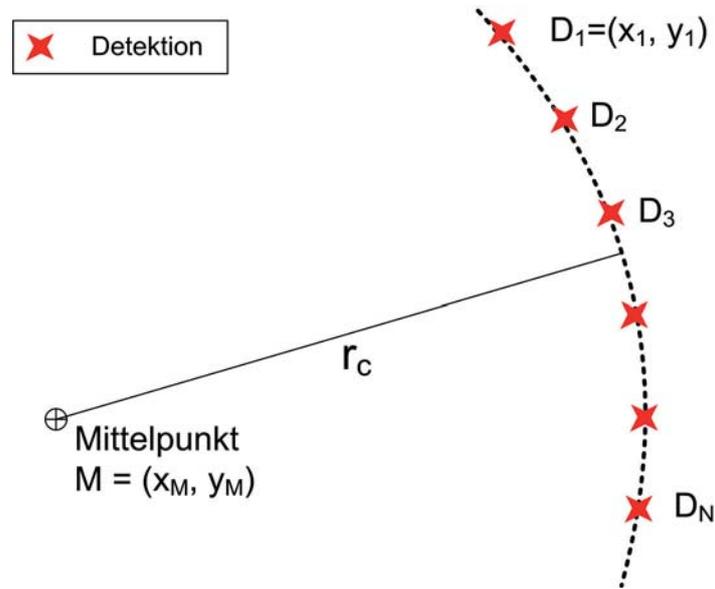


Abbildung 5.19: Schätzung des Kurvenradius zu Detektionen eines Objektpfades

Zur numerischen Optimierung werden weiterhin Startwerte für den Mittelpunkt in kartesischen Koordinaten und für den Radius benötigt. Die Startwerte \hat{x}_M , \hat{y}_M und \hat{r} werden aus den drei zeitlich am weitesten auseinanderliegenden Zielmeldungen des Tracks berechnet. Als Beispiel können in Abbildung 5.19 die Detektionen D_1 , D_3 und D_N genutzt werden. Drei Punkte in einer Ebene beschreiben eindeutig einen Kreis. Es wird die Kreisgleichung 5.18 zur Hilfe genommen und ausmultipliziert.

$$\underbrace{\hat{x}_M^2 + \hat{y}_M^2 - \hat{r}_c^2}_A - \underbrace{2\hat{x}_M \cdot x}_B - \underbrace{2\hat{y}_M \cdot y}_C = -(x^2 + y^2) \quad (5.20)$$

Für drei Punkte stellen wir nun ein lineares Gleichungssystem auf.

$$\begin{bmatrix} 1 & -x_1 & -y_1 \\ 1 & -x_2 & -y_2 \\ 1 & -x_3 & -y_3 \end{bmatrix} \cdot \begin{pmatrix} A \\ B \\ C \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} -(x_1^2 + y_1^2) \\ -(x_2^2 + y_2^2) \\ -(x_3^2 + y_3^2) \end{bmatrix} \quad (5.21)$$

Die Lösung des Gleichungssystems kann in MATLAB z.B. mit der Funktion *linsolve* berechnet werden. Die Startwerte errechnen sich dann aus dem Lösungsvektor wie folgt:

$$\hat{x}_M = \frac{B}{2} \quad (5.22)$$

$$\hat{y}_M = \frac{C}{2} \quad (5.23)$$

$$\hat{r}_c = \sqrt{\frac{B^2}{4} + \frac{C^2}{4} - A} \quad (5.24)$$

Mit der Fehlergleichung 5.19 und den Startwerten kann nun die Optimierungsaufgabe

$$\min_{x_M, y_M, r_c} E(x_M, y_M, r_c) \quad (5.25)$$

gestellt werden. Zur Berechnung wird in MATLAB die Funktion *fminsearch* eingesetzt, die den Nelder-Mead Simplex Algorithmus [LRWW98] anwendet. Bei bewegten Objekten werden dem Statusvektor $x(k)$ des Kalman-Filters (vgl. Kap. 3.5) diese Informationen angehängt.

$$x(k) = [\dots, x_M, y_M, r_c]^T \quad (5.26)$$

Mit der Objektgeschwindigkeit und dem Kurvenradius stehen alle notwendigen Informationen zur Verfügung, um mögliche Fahrwege der Objekte, wie in Kapitel 5.2 für das Testfahrzeug gezeigt, zu errechnen. Abbildung 5.20 zeigt die Bewegung des Testfahrzeuges und eines Objektes in Kurvenfahrt und stellt den potentiellen Kollisionspunkt dar, falls keine Ausweichmanöver eingeleitet werden.

5.5 Quantitative Beschreibung der Kollisionsgefahr

Es wurde gezeigt, wie die Bewegungen des Testfahrzeuges und der Objekte aus den Messdaten abgeleitet werden können. Werden von den Fahrern oder automatischen Systemen keine Manöver eingeleitet, so lässt sich daraus auch der weitere Verlauf der Trajektorien wie in Abbildung 5.20 extrapolieren. Von Interesse sind die Wahrscheinlichkeit mit der eine Kollision eintritt und die sinnvollsten Ausweichmöglichkeiten.

Es wird ein Maß entwickelt, welches das Kollisionsrisiko einer Situation abbildet. Die Berechnung des Kollisionsrisikos wird am Beispiel einer einfachen Situation mit dem eigenen

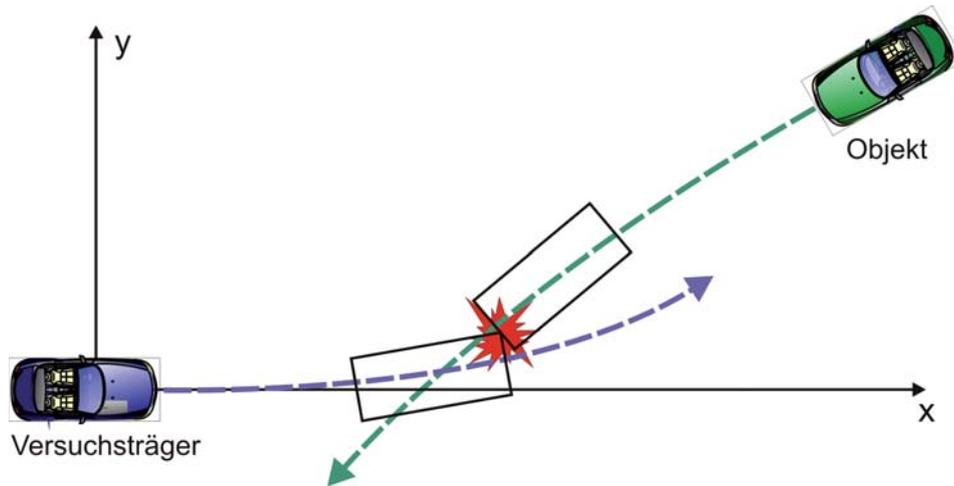


Abbildung 5.20: Beispielszene zur Kollision mit einem Objekt in Kurvenfahrt

Fahrzeug gegenüber einem Objekt betrachtet. Eine Erweiterung auf mehrere Ziele ist uneingeschränkt als Überlagerung der Kollisionsmatrizen möglich [RBMR08, BRMR09]. In Kapitel 5.2 wurde bereits dargelegt, dass Kollisionen durch Ausweichvorgänge auch dann noch vermieden werden können, wenn eine einfache Notbremsung nicht mehr ausreicht. Selbstverständlich ist vor einer unausweichlichen frontalen Kollision das scharfe Abbremsen immer sinnvoll, um die Stärke der Kollision zu mindern. Es wird aber in diesem Kontext nach Ausweichmanövern gesucht und daher werden ausschließlich Lenkbewegungen als Manöver in Betracht gezogen. Für die Beschreibung der Dynamik von Fahrzeugen wird wiederum das Einspurmodell aus [MW04] zur Hilfe genommen. Es ergibt sich ein Differentialgleichungssystem

$$\dot{\mathbf{u}} = f(\mathbf{u}, a) \quad , \quad (5.27)$$

welches numerisch an diskreten Zeitpunkten gelöst wird. Der Parameter der Drehgeschwindigkeit am Lenkrad a wird über einem Vektor aus diskreten Werten variiert. Der Statusvektor \mathbf{u} besteht aus den bekannten Größen

$$\mathbf{u} = [x, y, v_x, v_y, r_c]^T \quad . \quad (5.28)$$

Je nach Drehgeschwindigkeit am Lenkrad ergeben sich unterschiedliche Wege für das Testfahrzeug sowie für das Objekt, welche jeweils durch den engsten möglichen Kurvenradius bei der jeweiligen Geschwindigkeit nach [Kop00] begrenzt sind. Für jede Kombination aus Manövern $(a_{\text{ego}}, a_{\text{Objekt}})$ wird nun zu diskreten Zeitpunkten t_n im Intervall $[0, t_{\text{max}}]$ getestet,

5.5. QUANTITATIVE BESCHREIBUNG DER KOLLISIONSGEFAHR

ob eine Kollision stattfindet und die entsprechende Dauer bis zur Kollision t_c in der sogenannten Kollisionsmatrix \mathbf{K} notiert. Für Manöver, die nicht zu einer Kollision führen, wird der Kollisionszeitpunkt zu $t_c = \infty$ gesetzt. Abbildung 5.21 zeigt die Kollisionsmatrix für ein frontales Szenario, wie es z.B. bei einem Überholmanöver auftritt. Der Matrix überlagert sind Piktogramme, die die Bewegung der zwei Fahrzeuge in dem jeweiligen Bereich der Matrix darstellen.

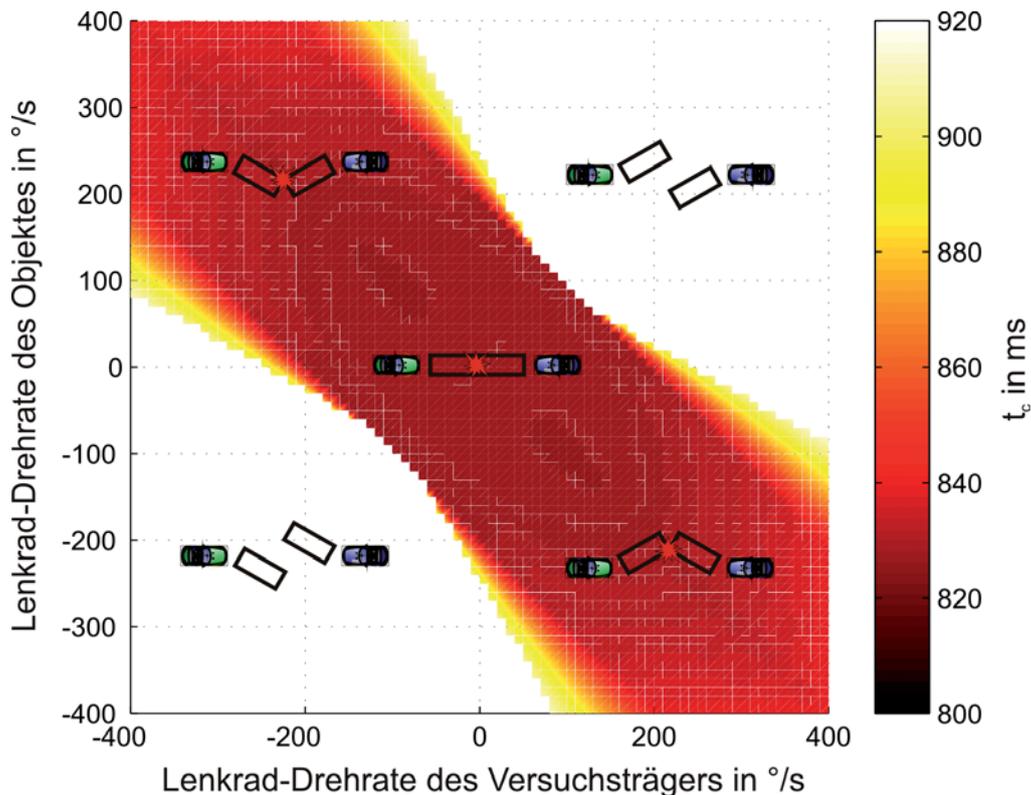


Abbildung 5.21: Beispiel für eine Kollisionsmatrix bei einem Frontalszenario

In den meisten Verkehrsszenen und auch in Unfallsituationen steuern die Fahrer nicht. Um die Anpassbarkeit der vorgeschlagenen Methode zu demonstrieren, wird eine Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion p_a der Drehraten am Lenkrad für das Testfahrzeug und das Objekt als Fahrermodell angenommen. Es ist darauf hinzuweisen, dass die gewählte Dreiecksfunktion nicht das tatsächliche Lenkverhalten eines Fahrers abbildet. Entsprechende Histogramme sind noch dazu situationsspezifisch und müssen mit umfangreichen Messkampagnen erhoben werden. Abbildung 5.22 zeigt die beispielhafte diskrete Wahrscheinlichkeitsdich-

tefunktion, welche für die weiteren Berechnungen für das Fahrverhalten zugrunde gelegt wurde.

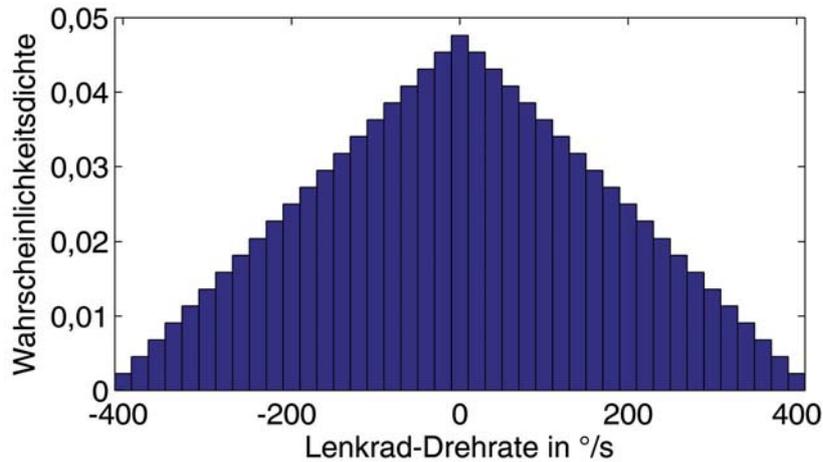


Abbildung 5.22: Dreiecksfunktion als Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion für Manöver

Es werden nun die Kollisionsmatrix \mathbf{K} und das Fahrermodell für Testfahrzeug und Objekt zu einem Risikofaktor kombiniert. Aus der Kollisionsmatrix wird eine binäre Matrix \mathbf{N} erstellt, die an den Stellen eine Eins enthält, wo im zeitlichen Intervall bis t_{\max} eine Kollision erkannt wurde.

$$N_{i,j} = \begin{cases} 1 & \text{wenn } K_{i,j} \neq \infty \\ 0 & \text{wenn } K_{i,j} = \infty \end{cases} \quad (5.29)$$

Außerdem wird die Wahrscheinlichkeitsmatrix \mathbf{P} aus den beiden Fahrermodellen gebildet.

$$\mathbf{P} = p_{a,\text{ego}} \cdot p_{a,\text{Objekt}} \quad (5.30)$$

Durch elementweise Multiplikation kann nun das Risiko $R \in [0, 1]$ einer Situation ermittelt werden.

$$R = \sum_{i,j} N_{i,j} \cdot P_{i,j} \quad (5.31)$$

Je größer das Risiko R , desto wahrscheinlicher ist ein Unfall und desto weniger Ausweichmöglichkeiten gibt es. Für das Szenario mit der Kollisionsmatrix aus Abbildung 5.21 und unter Annahme der Dreiecksfunktion aus Abbildung 5.22 als Fahrermodell errechnet sich das Risiko zu $R = 0,69$.

5.5.1 Simulation

Mit Simulationen wurde die Aussagekraft des Risikowertes überprüft. Abbildung 5.23 zeigt die simulierte Szene einer Frontalkollision. Das beobachtete Objekt befindet sich auf der Fahrbahn des messenden Fahrzeuges, beide fahren bei 30 m/s aufeinander zu. Die Simulation startet bei einer Entfernung von 60 m zwischen den Fahrzeugen. Ohne Lenkeingriff steht eine Kollision also genau in 1 s bevor.

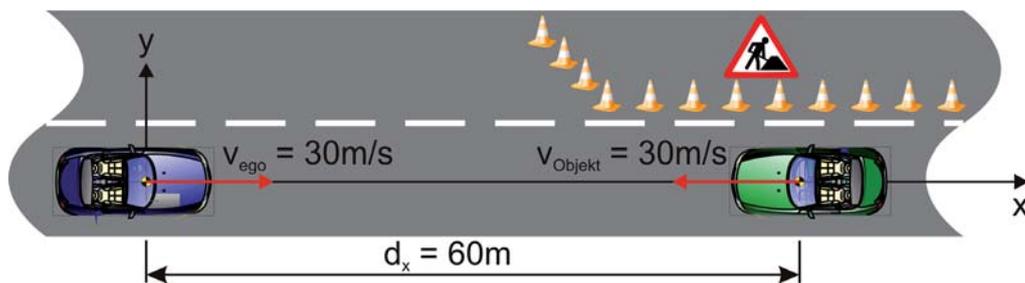
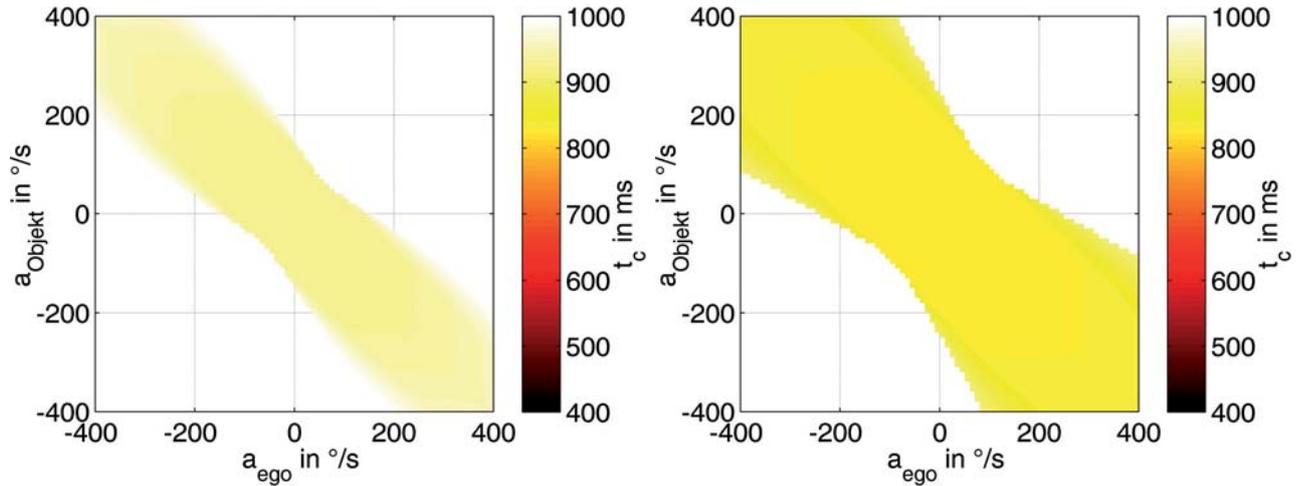


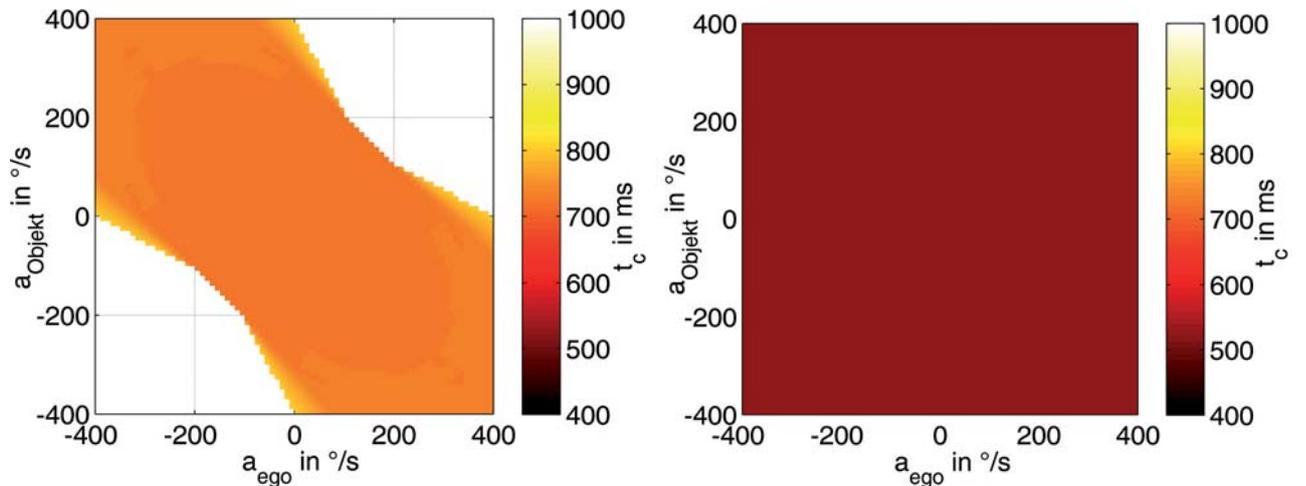
Abbildung 5.23: Simulierte Verkehrssituation eines Frontalunfalls

In Abständen von jeweils 50 ms wurde die Situation analysiert und die Kollisionsmatrix berechnet. Die Abbildungen 5.24a-d zeigen das Ergebnis zu vier verschiedenen Simulationszeitpunkten t_s . Für jede Kollisionsmatrix wird das Zeitintervall für mögliche Kollisionszeitpunkte t_c angegeben. Je dichter die Fahrzeuge sich kommen, desto weniger Ausweichmöglichkeiten gibt es. Gleichzeitig steigt der Risikowert an. Zu einem Simulationszeitpunkt von $t_s = 400$ ms ist ein Unfall bereits als unausweichlich erkannt, der Risikowert liegt bei 1. Schon über 500 ms vor dem eigentlichen Aufprall hat die Algorithmik die Pre-Crash-Situation korrekt erfasst, es könnten automatische Sicherheitsmaßnahmen wie Notbremsung zur Minderung der Kollisionsgeschwindigkeit, Gurtstraffer und Außenairbags ausgelöst werden.

Der Verlauf des Risikowertes während der Simulation wird in Abbildung 5.25 dargestellt. Wie bei einem Frontalunfall zu erwarten steigt das Kollisionsrisiko stetig an. Nicht nur die Höhe des Risikowertes ist bei der Bewertung einer Situation hilfreich, sondern auch die Veränderung über der Zeit. Während zu Beginn der Simulation der Kollisionszeitpunkt nur ungenau in einem Intervall von knapp 100 ms liegen kann, wird die Vorhersage kontinuierlich genauer. 500 ms vor dem eigentlichen Aufprall ist der Kollisionszeitpunkt bereits auf



(a) $t_s = 0$ ms; $R = 0,52$; $t_c \in [926, 1000]$ ms (b) $t_s = 100$ ms; $R = 0,69$; $t_c \in [826, 914]$ ms



(c) $t_s = 200$ ms; $R = 0,85$; $t_c \in [726, 809]$ ms (d) $t_s = 400$ ms; $R = 1,00$; $t_c \in [526, 528]$ ms

Abbildung 5.24: Simulation eines Frontalunfalls

5.5. QUANTITATIVE BESCHREIBUNG DER KOLLISIONSGEFAHR

2 ms genau vorherzusagen. In diesem Modell werden keine Abbremsvorgänge betrachtet. Auf das Kollisionsrisiko hat das Bremsen, wie oben erläutert, keinen Einfluss, die Vereinfachung ist daher angemessen. Den Kollisionszeitpunkt kann ein Abbremsvorgang aber deutlich verzögern. Eine Erweiterung des Modells für die Berechnung des Intervalls möglicher Kollisionszeitpunkte ist sinnvoll.

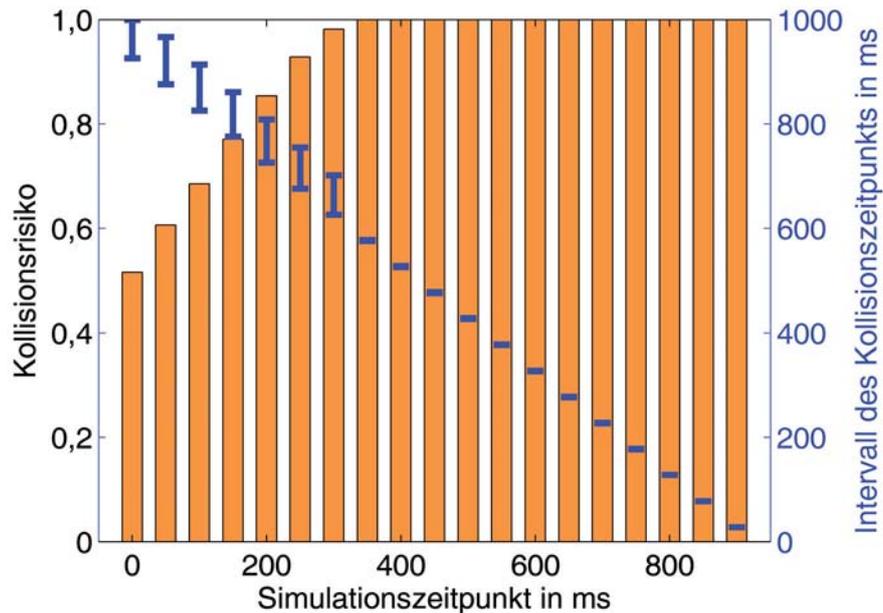


Abbildung 5.25: Risikofaktor und Intervall möglicher relativer Kollisionszeitpunkte für einen simulierten Frontalunfall

5.5.2 Auswertung von Messdaten

Bei der Auswertung von Messdaten konnte nicht auf ein Unfallszenario zurückgegriffen werden. Daher wurde eine dichte Vorbeifahrt auf einer Landstraße gewählt, die in Abbildung 5.26 exemplarisch dargestellt ist. Das beobachtete Objekt kommt dem Testfahrzeug als Gegenverkehr mit einer Geschwindigkeit von $v_{\text{Objekt}} = 20 \text{ m/s}$ und mit einem Fahrtrichtungswinkel von $\Psi = 180^\circ$ im Fahrzeugkoordinatensystem entgegen. Das Testfahrzeug fährt mit einer Geschwindigkeit von ca. 19 m/s . Die Abbildungen 5.27a-c zeigen die Kollisionsmatrizen im Verlauf der Messung. Das Dokumentationsvideo ist zum Verständnis der Situation eingeblendet. Die Mitte der Kollisionsmatrix, dort wo keine Lenkvorgänge

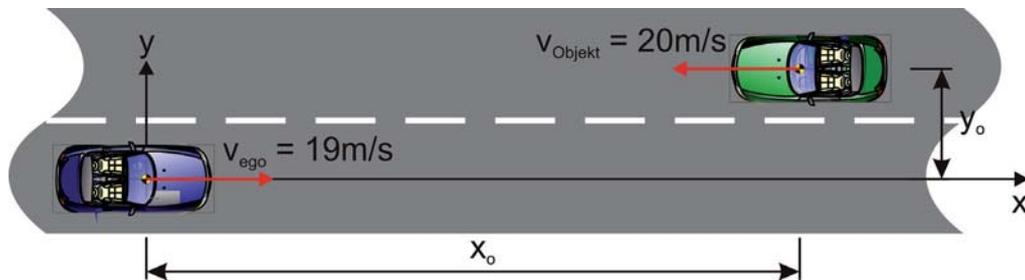
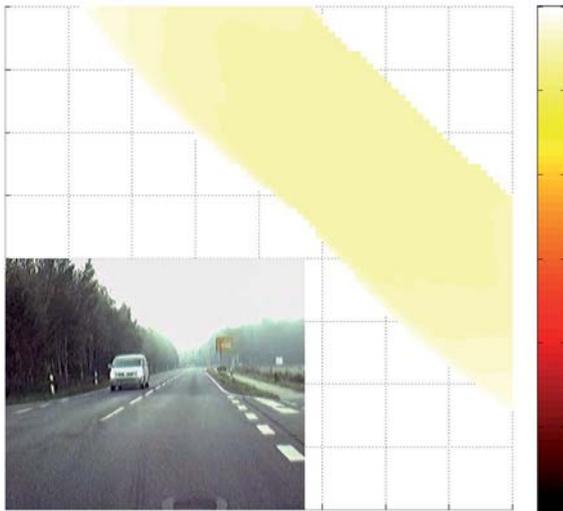


Abbildung 5.26: Szenario der vermessenen Verkehrssituation

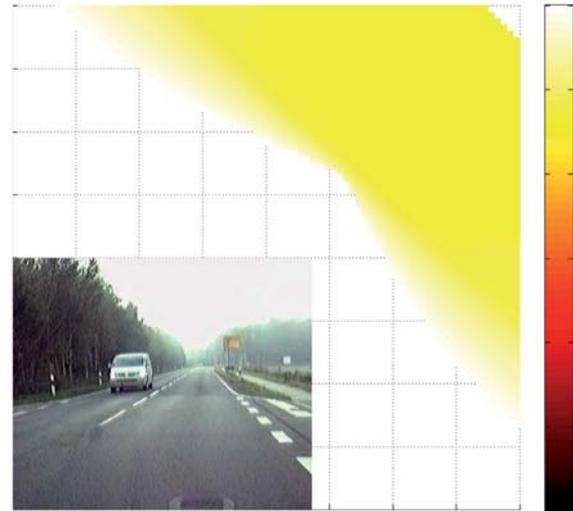
für das Testfahrzeug und das Objekt angenommen werden, ist jeweils ohne Einfärbung. Es steht also in diesem Fall keine Kollision bevor. Nur wenn eines oder beide Fahrzeuge nach links lenken besteht die Gefahr einer Kollision. Mit dieser Information kann z.B. in einer autonomen Steuerung für Fahrzeuge auf die Notwendigkeit eines Ausweichmanövers entschieden werden. Ebenso ist die Bewertung von verschiedenen Manövern mit Hilfe der Kollisionsmatrix einfach möglich. Je weiter eine Kollision zeitlich entfernt ist, desto besser ist dieser Pfad. Abbildung 5.27d stellt den Verlauf des Kollisionsrisikos über dem Messzeitpunkt dar. Zunächst steigt das Risiko zum Messzeitpunkt $t_m = 440 \text{ ms}$ bis auf einen Wert von $R = 0,31$ an. Dies ist aber noch über 940 ms vor einer möglichen Kollision. Der steile Abfall des Risikos auf 1% bis zur Messung bei $t_m = 598 \text{ ms}$ zeigt deutlich die Entspannung der Situation, die Fahrzeuge werden einander unbeschadet passieren. Das Ergebnis steht bereits fest, wenn die Fahrzeuge noch 35 m voneinander entfernt sind und damit ca. 900 ms bevor sich die Fahrzeuge passieren.

Die Situationsanalyse mit Auswertung der Kollisionsgefahr kann für jedes detektierte Objekt einzeln durchgeführt werden. Ebenso ist eine Überlagerung der Kollisionsmatrizen möglich, um potentiell risikoarme Fahrwege für das Testfahrzeug zu ermitteln. Auf Basis der Ergebnisse kann ein Fahrer in einem mit Radarsensor ausgestatteten Fahrzeug bei gefährlichen Situationen gewarnt werden. Weiterhin kann der vorgeschlagene Algorithmus als Teil eines automatischen Fahrsystems aufgefasst werden.

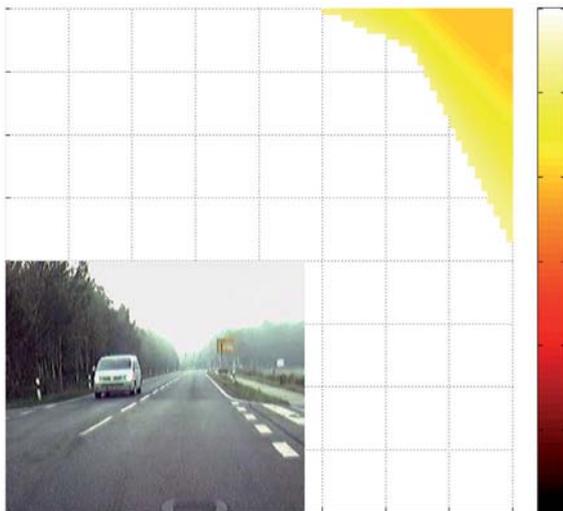
5.5. QUANTITATIVE BESCHREIBUNG DER KOLLISIONSGEFAHR



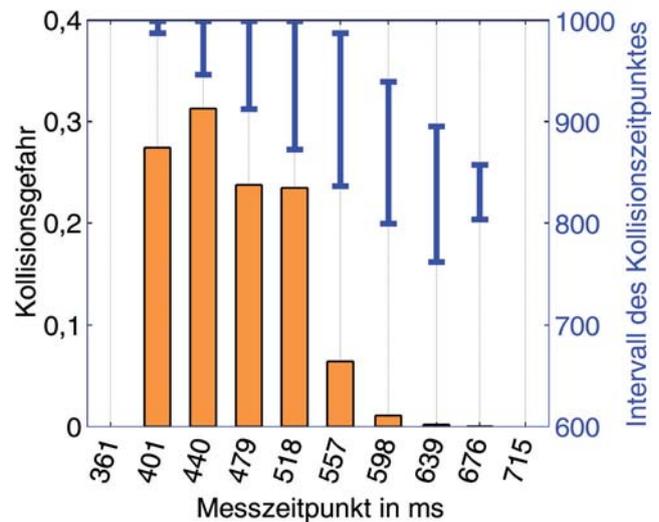
(a) $x_o = 41 \text{ m}; y_o = 3,4 \text{ m}; \Psi = 180^\circ;$
 $t_m = 440 \text{ ms}; R = 0,31;$
 $t_c \in [947, 1000] \text{ ms}$



(b) $x_o = 38 \text{ m}; y_o = 3,6 \text{ m}; \Psi = 179^\circ;$
 $t_m = 518 \text{ ms}; R = 0,23;$
 $t_c \in [873, 1000] \text{ ms}$



(c) $x_o = 35 \text{ m}; y_o = 4,0 \text{ m}; \Psi = 174^\circ;$
 $t_m = 598 \text{ ms}; R = 0,01;$
 $t_c \in [800, 940] \text{ ms}$



(d) Risikofaktor und Intervall möglicher relativer Kollisionszeitpunkte im Verlauf der Messung

Abbildung 5.27: Quantitative Risikobewertung während einer Vorbeifahrt



Kapitel 6

Zusammenfassung

Radarsensoren werden bereits seit einigen Jahren in Oberklassefahrzeugen für Komfortapplikationen eingesetzt. Ihr Einsatz beschränkt sich aber in den allermeisten Fällen auf einfache Verkehrssituationen wie Autobahnfahrten. Neben den präzisen Messwerten sind auch die Allwetterfähigkeit und der günstige Preis Gründe für den Erfolg der Sensoren. Komplexe verwobene Signalformen unterdrücken effektiv die Entstehung von Geisterzielen und liefern auch in Mehrzielsituationen die grundlegenden Messgrößen zur Beschreibung der Objektposition und der Geschwindigkeit. Typischerweise werden heute aber mit speziell angepassten Sensoren nur die Parameter aus dem Empfangssignal durch die Signalverarbeitungskette extrahiert, die für die jeweilige zu bedienende Applikation notwendig sind. Viele im Empfangssignal der Radarsensoren vorhandenen Parameter werden bisher nicht durch die Algorithmen herausgearbeitet und damit den Applikationen auch nicht zur Verfügung gestellt. Für zukünftige Komfort- und Sicherheitssysteme mit Einsatz im innerstädtischen Verkehrsgeschehen ist eine detailliertere Beschreibung der Verkehrssituation, also der Realität, vonnöten. Die steigende Anzahl der Applikationen fordert weiterhin die gemeinsame Nutzung der Messdaten weniger Sensoren durch alle angeschlossenen Systeme, um Platz, Energie und Kosten im Fahrzeug zu sparen. Eine Fusion von heterogenen Sensoren im Trackingprozess ist dabei prinzipiell sinnvoll. Es konnte aber gezeigt werden, wie viele Details ein einzelner Radarsensor im 24 GHz-Band bereits heute liefert.

Diese Arbeit stellt eine erweiterte Form der Signalverarbeitungskette vor und ergänzt dabei den das Objekt beschreibenden Statusvektor um zahlreiche Merkmale. Es wurde ein robuster Klassifikationsprozess zur Unterscheidung von Fußgängern und Fahrzeugen entwickelt, der auf Basis von nur einer einzigen Messung mit der Beobachtungsdauer von 100 ms Entscheidungen trifft. Durch die systematische Analyse des Bewegungsablaufes beim Gehen wurde ein analytisches Modell für Fußgänger entwickelt, welches aus sechs auf dem Körper befindlichen Reflexionspunkten besteht. Die Simulation von Empfangssignalen eines Radarsensors zeigte deutliche Unterschiede im RV-Diagramm beim Vergleich zwischen Fußgängern und Fahrzeugen. Die Analyse führte zur Entwicklung von Merkmalen wie der Entfernungsprofilbreite und der Dopplerprofilbreite. Messungen mit einem am Institut für Nachrichtentechnik der Technischen Universität Hamburg-Harburg entwickelten experimentellen Puls-Doppler-Sensor zeigten eine hervorragende Übereinstimmung mit den simulierten Szenen. Die Klassifikation auf Basis von nur einer Messung führte bei 97 % der Zieldetektionen zur korrekten Eingruppierung. Die Tatsache, dass kein Tracking vor der Klassifikation erfolgen muss, macht die vorgeschlagenen Algorithmen besonders geeignet für Sicherheitsanwendungen mit dem Fokus auf kurzen Reaktionszeiten. Wird die Klassenzugehörigkeit wiederum im Tracker mitgeführt, so kann die Aussagequalität weiter gesteigert werden. Die Erweiterung des Klassifikationsprozesses auf Trackebene, also auf Basis mehrerer Messungen, führte bei allen beobachteten Objekten bereits nach 500 ms Beobachtungsdauer (5 Messungen) zur korrekten Klassifizierung. Sogar die Schätzung der Schrittfrequenz eines Fußgängers ist mit der Spektralanalyse der gemessenen Geschwindigkeiten eines Tracks möglich.

Zukünftige Anwendungen beschränken sich nicht auf die einfachen Verkehrssituationen auf Autobahnen ohne Gegenverkehr und enge Kurven. Gerade im innerstädtischen Bereich und auf Landstraßen gibt es Unfallschwerpunkte. Radarsensoren haben ihre Stärke bei der Allwetterfähigkeit und liefern präzise Messdaten für alle im Sichtbereich befindlichen Objekte. Die Algorithmen müssen aber auch die Manöver der Objekte sowie die des eigenen Fahrzeuges mit ins Kalkül einbeziehen, um die dynamische Realität im Stadtverkehr korrekt zu erfassen.

Mit den Messdaten der Eigenbewegung des Fahrzeuges läßt sich die eigene Fahrsituation beschreiben. Das verwendete Einspurmodell setzt die physikalischen Eckpunkte zur Bewegung auf der Straße, so dass aus einer Historie von Messungen mögliche zukünftige Fahr-

wege bestimmt und zu einer Fläche zusammengefasst werden können. Dies ist der erste Schritt hin zur Situationsanalyse im innerstädtischen Verkehr. Die Bewegung der Objekte wird in aktuellen Systemen relativ zum eigenen Fahrzeug beschrieben. Diese entspricht aber eben nicht der Bewegung des Objektes auf der Straße. Es konnte gezeigt werden, dass die Historie der Fahrspur von Objekten um die Eigenbewegung bereinigt werden kann. Die Kompensation der Bewegung des Ego-Fahrzeuges hat als Ergebnis die Abbildung der tatsächlichen Bewegung des Objektes auf der Straße. Man kann es mit einer Art Vogelperspektive beschreiben, die sich nach der vorgeschlagenen Verarbeitung ergibt. Anhand der absoluten Zielpfade ist schon für den Betrachter eine viel bessere Einschätzung der realen Verkehrssituation möglich. Für die algorithmische Situationsanalyse ist es eine notwendige Voraussetzung.

Im Stadtverkehr gibt es im Gegensatz zu Autobahnen auch Kreuzungen, an denen quer zur Fahrbahn bewegte Objekte vom eigenen Fahrzeug beobachtet und eingeschätzt werden müssen. Da Radarsensoren direkt nur die radiale Komponente der Objektgeschwindigkeit messen, haben Tracker bisher Probleme, schnelle quer bewegte Ziele zu verfolgen. Die Suchfenster im Assoziationsschritt können nicht beliebig groß angesetzt werden, weil sonst falsche Assoziationen und Geistertracks die Folge sind. Ein bekannter Algorithmus zur Berechnung der Quergeschwindigkeit von gleichförmig bewegten Objekten auf Basis von mehreren Detektionen eines Ziels in nur einer einzigen Messung wurde auf seine Robustheit hin untersucht. Es konnte gezeigt werden, dass das Verfahren in vielen Fällen recht genaue Ergebnisse liefert. Dennoch leidet die Genauigkeit immens unter falschen Assoziationen von Detektionen zu einem Objekt. Daher wurde ein Verfahren entwickelt, mit welchem falsche Assoziationen erkannt und von der Verarbeitung ausgeschlossen werden. Das erhöht die Robustheit des Verfahrens zur Schätzung der Quergeschwindigkeit. Das Verfahren unterstützt den Tracker vor allem in der Initialisierungsphase eines Objektpfades.

Die Bewertung der Güte von Objekttrajektorien ist ein wichtiges Verfahren für sicherheitskritische Applikationen. Es wurden Merkmale entwickelt, die die Fehlalarmrate von aktiven Sicherheitssystemen drastisch zu reduzieren vermögen. Durch das Anhängen der Merkmale an den Statusvektor des Trackings ohne Beeinflussung der eigentlichen Positionsinformationen kann jede angeschlossene Applikation selbst entscheiden, ob sie entweder harte Kriterien für eine extrem geringe Falschalarmwahrscheinlichkeit anwendet oder eine möglichst hohe Detektionswahrscheinlichkeit benötigt.

Für die Situationsbeschreibung unter Einbeziehung von bewegten Objekten wurden die um die Eigenbewegung bereinigten absoluten Trackverläufe analysiert. Ein einfaches Verfahren zur Schätzung des Kurvenradius, auf welchem sich ein Objekt bewegt, ist das Ergebnis. Aus der Historie eines Zielpfades kann daher die Bewegung des Objektes in der Zukunft prognostiziert werden. Es stehen nun die gleichen Messgrößen wie beim eigenen Fahrzeug zur Verfügung und es läßt sich daher das gleiche Verfahren zur Vorhersage der möglichen Fahrwege nach dem Einspurmodell auch unter Einbeziehung von Manövern für Objekte anwenden. Nun enthält das digitale Abbild der Verkehrssituation nicht nur wie üblich die präzise Positionsinformation aus der Messung eines Radarsensors, sondern auch die möglichen Bewegungspfade aller Objekte in naher Zukunft zur Messung. Eine automatische Bewertung der Verkehrssituation bietet die Bestimmung der Kollisionsgefahr. Dargestellt für ein Objekt kann diese auch in Mehrzielsituationen angewendet werden. Am Ausgang des Algorithmus steht ein einziger Wert für das Kollisionsrisiko mit einem Objekt und macht einfache Entscheidungen auf Applikationsebene möglich. Wichtiges Nebenprodukt ist die Angabe eines Zeitintervalls für eine mögliche Kollision. Anhand der vorgestellten Kollisionsmatrix lassen sich außerdem mögliche eigene Fahrwege miteinander bezüglich ihres Risikos vergleichen. Diese Parameter sind von grundlegender Bedeutung für autonomes Fahren von Kraftfahrzeugen.

Das Potential der vorgestellten Algorithmen zur Signalverarbeitung besteht vor allem in der Anwendung von aktiven Komfort- und Sicherheitssystemen im gefährlichen Stadtverkehr. Der Aufbau als ein zentrales System, welches alle Arten von Fahrerassistenzsystemen mit Blick nach außen im Fahrzeug bedient, trägt dabei dem Ansatz der Kosteneffizienz Rechnung und ist erweiterbar. Wenn mit Hilfe von Radarsensoren die Verkehrssicherheit verbessert werden kann, so ist das ein wichtiger Schritt in die richtige Richtung.

Anhang A

Puls-Doppler-Radar

Eine analytische Darstellung anhand von Gleichungen soll den Puls-Doppler-Radarsensor näher beschreiben. Das Sendesignal s_s besteht aus einer Folge von rechteckigen Pulsen der Breite T_p und der Amplitude A_s , die mit der Sendefrequenz f_s moduliert sind.

$$s_s(t) = A_s \cdot \sin(2\pi f_s t + \theta_s) \cdot \left[\text{rect}\left(\frac{t}{T_p}\right) * \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \delta(t - nT_{\text{PRI}}) \right] \quad (\text{A.1})$$

Nun befinde sich zum Zeitpunkt $t = 0$ ein Objekt in Entfernung r_0 und bewege sich mit einer konstanten radialen Geschwindigkeitskomponente v_r vom unbewegten Radarsensor weg. Der zeitliche Verlauf der Entfernung kann mit einer linearen Gleichung beschrieben werden.

$$r(t) = r_0 + v_r \cdot t \quad (\text{A.2})$$

Die zeitabhängige Objektentfernung wird in Gleichung 3.1 eingesetzt und nach der nun zeitabhängigen Signallaufzeit τ aufgelöst.

$$\tau(t) = \frac{2r(t)}{c} \quad (\text{A.3})$$

Das Empfangssignal s_e ergibt sich jetzt aus dem um die Laufzeit (Gl. A.3) verzögerten, abgeschwächten Sendesignal (Gl. A.1).

$$s_e(t) = A_e \cdot \sin \left(2\pi f_s t - 2\pi \underbrace{\frac{2f_s v_r}{c}}_{-f_d} t - \underbrace{\frac{4\pi f_s r_0}{c}}_{\theta_e} + \theta_s \right) \cdot \left[\text{rect} \left(\frac{t - \frac{2r(t)}{c}}{T_p} \right) * \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \delta(t - nT_{\text{PRI}}) \right] \quad (\text{A.4})$$

Das Empfangssignal besitzt eine gedämpfte Amplitude. Der zeitveränderliche Teil der Phase des Empfangssignals ist als Dopplerfrequenz f_d gekennzeichnet.

$$f_d = -\frac{2v_r f_s}{c} = -\frac{2v_r}{\lambda} \quad (\text{A.5})$$

Für jedes Entfernungstor lässt sich ein Dopplerspektrum bestimmen. Dazu werden M_{FFT} zeitlich aufeinanderfolgende Abtastwerte in einem Entfernungstor unter Nutzung der schnellen Fouriertransformation (FFT) in den Spektralbereich überführt. Eine komplexwertige Auswertung von Inphase- und Quadraturkanal ermöglicht dabei die Unterscheidung von positiven und negativen Dopplerfrequenzen und damit die Richtungsunterscheidung auf den Radarsensor zu oder von diesem weg. Das an der Stelle $t = n$ abgetastete Basisbandsignal eines gleichförmig bewegten Zieles mit der radialen Geschwindigkeit v_r für I- und Q-Kanal lautet

$$I(n) = \frac{1}{2} A_o A_e \cdot \cos(2\pi f_d T_{\text{Scan}} n + \theta_e) \quad (\text{A.6})$$

$$Q(n) = \frac{1}{2} A_o A_e \cdot \sin(2\pi f_d T_{\text{Scan}} n + \theta_e) \quad (\text{A.7})$$

Beim Heruntermischen des Empfangssignales wird dieses für den I- und Q-Kanal aufgeteilt (Faktor 1/2) und mit der Amplitude des Oszillators multipliziert. Der zeitliche Abstand zweier Abtastwerte aus einem Entfernungstor beträgt in den Messdaten T_{Scan} (vgl. Abb. 3.8) und entspricht der Dauer, die für die Abtastung aller N_{Tore} Entfernungstore notwendig ist. Zur Erhöhung des Signal-zu-Rauschabstandes werden jeweils N_{PPT} Messungen eines Entfernungstores aufsummiert.

$$T_{\text{Scan}} = T_{\text{PRI}} \cdot N_{\text{PPT}} \cdot N_{\text{Tore}} \quad (\text{A.8})$$

Die Spektralschätzung aus M_{FFT} komplexwertigen Abtastwerten des Basisbandsignales führt zu der gleichen Anzahl Schätzwerte im Spektralbereich. Bei einer Abtastrate $f_{\text{Scan}} = 1/T_{\text{Scan}}$ ergibt sich das Eindeutigkeitsintervall der Dopplerfrequenz zu

$$\left[-\frac{f_{\text{Scan}}}{2}, \frac{f_{\text{Scan}}}{2} \right] .$$

Die Auflösung der Dopplerfrequenz Δf_d ist abhängig von der Länge der FFT (M_{FFT}).

$$\Delta f_d = \frac{f_{\text{Scan}}}{M_{\text{FFT}}} \quad (\text{A.9})$$

Die Umrechnung von Dopplerfrequenzen auf radiale Geschwindigkeiten erfolgt mit Gleichung 3.2. Somit erhält man für die maximale eindeutige Geschwindigkeit v_{max} bzw. das Eindeutigkeitsintervall und die Auflösung Δv_r

$$v_{\text{max}} = \frac{c \cdot f_{\text{Scan}}}{2f_s} \quad (\text{A.10})$$

$$\Delta v_r = \frac{c f_{\text{Scan}}}{2f_s M_{\text{FFT}}} \quad \text{in} \quad \left[-\frac{v_{\text{max}}}{2}, +\frac{v_{\text{max}}}{2} \right] . \quad (\text{A.11})$$

Die Messdauer T_{Frame} für ein gesamtes Entfernungs-Geschwindigkeits-Bild (RV-Diagramm) mit einem Puls-Doppler-Radarsensor entspricht dem kohärenten Prozessierungsintervall T_{CPI} und beträgt

$$T_{\text{Frame}} = T_{\text{CPI}} = M_{\text{FFT}} \cdot T_{\text{Scan}} . \quad (\text{A.12})$$



Anhang B

Signalverarbeitungskette

Der folgende Abschnitt beschreibt die im Rahmen dieser Arbeit verwendete Signalverarbeitungskette in einem Radarsensor. Die digitalisierten Daten des Radarempfängers werden auf ihrem Weg durch die Verarbeitungsböcke abstrahiert, bis sie in Form von Zielpfaden (Tracks), beschrieben durch Vektoren, für die Anwendungen zur Verfügung stehen. Die Signalverarbeitungskette (Abbildung B.1) wurde in MATLAB implementiert. Bei der Beobachtung von Fußgängern wurden vornehmlich Messungen eines am Institut für Nachrichtentechnik entwickelten Puls-Doppler-Radarsensors ausgewertet (Abbildung 4.17). Daher wird dieser Sensor als Beispiel für die präsentierte Signalverarbeitungskette genutzt. Zahlenwerte, Formate und Parameter beziehen sich auf den genannten Sensor, doch ist der prinzipielle Ablauf der Datenanalyse auch auf andere Sensoren zu übertragen. Das Funktionsprinzip eines Puls-Doppler-Radarsensors wurde bereits in Kapitel 3.2.2 beschrieben. Abbildung B.2 zeigt das Blockschaltbild eines Quadratur-Demodulators mit anschließender Analog-Digital-Wandlung. Die digitalen Ausgangssignale des I- und Q-Kanals werden als Rohdaten bezeichnet.

ANHANG B. SIGNALVERARBEITUNGSKETTE

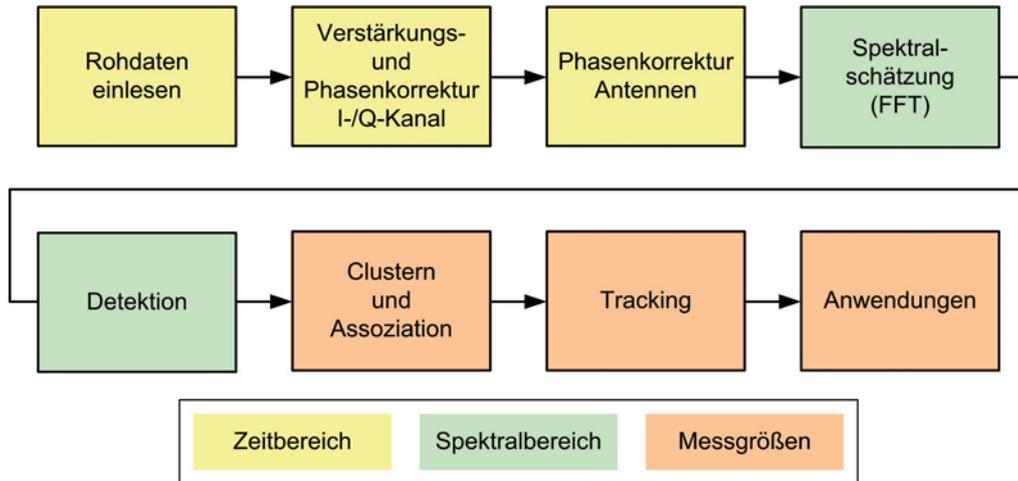


Abbildung B.1: Typische Signalverarbeitungskette eines Radarsensors

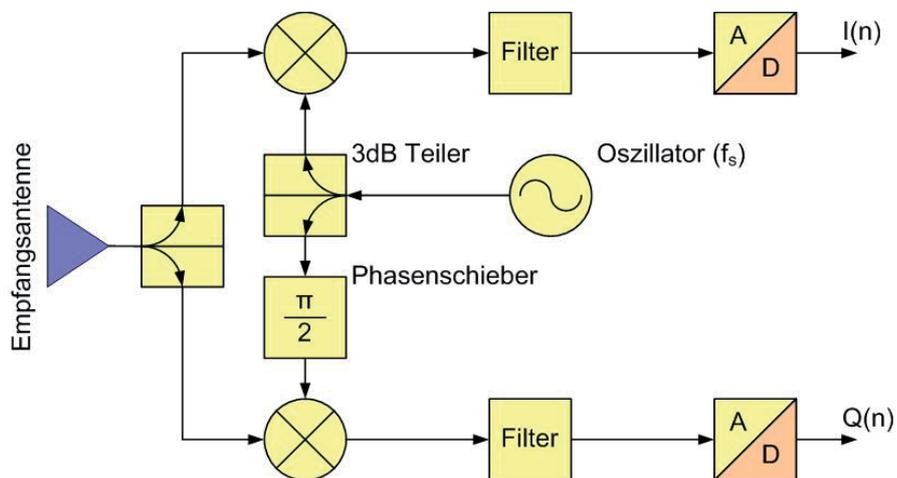


Abbildung B.2: Vereinfachte Darstellung eines Quadratur-Demodulators mit Analog-Digital-Umsetzung

B.1 Rohdaten

Das Empfangssignal wird von der Antenne aufgefangen und in zwei Pfade aufgeteilt. Ein Pfad wird direkt mit der Oszillatorfrequenz heruntergemischt, während der zweite Pfad mit der um 90° gedrehten Oszillatorschwingung demoduliert wird. Beide Basisbandsignale, das Inphase- und das Quadratur-Signal, werden gefiltert und anschließend von einem Analog-Digitalwandler abgetastet. Bei der Filterung handelt es sich typischerweise um Tiefpässe. Um die Sensitivität des Sensors zu erhöhen, werden mehrere Sendepulse in jedem Entfernungstor empfangen und aufsummiert. Unter der Annahme eines mittelwertfreien Rauschens summiert sich dieses destruktiv, während die Empfangsamplitude sich betragsmäßig vergrößert. Somit steigt das SNR durch diese Maßnahme.

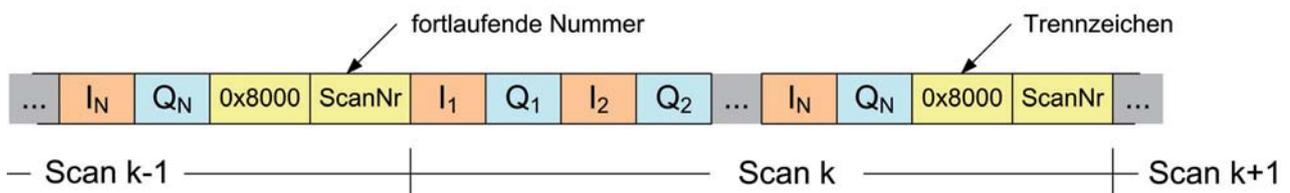


Abbildung B.3: Aufbau des Datenstromes in den Messdaten

Die Rohdaten werden bei der Offline-Verarbeitung aus einer gespeicherten Datei ausgelesen. Der Dateikopf enthält Datenfelder mit allen Einstellungen des Radarsensors während der Messung. Dazu zählen zum Beispiel die Pulswiederholfrequenz f_{PRF} , die Anzahl der Entfernungstore N_{Tore} und die Anzahl der summierten Empfangswerte pro Entfernungstor N_{PPT} .

Die Gleichungen A.6 und A.7 beschreiben das (ideale) abgetastete Basisbandsignal des I- und Q-Kanals. Es ist zu beachten, dass die Scandauer T_{Scan} von den Einstellungen des Sensors abhängig ist. Sie errechnet sich aus

$$T_{Scan} = T_{PRI} \cdot N_{PPT} \cdot N_{Tore} \quad . \quad (B.1)$$

Alle Abtastwerte stehen als Folge aus ganzzahligen Werten sequentiell in der Messdatei (Abbildung B.3). Die komplexen Empfangswerte setzen sich zusammen aus

$$C_n = I_n + jQ_n \quad . \quad (B.2)$$

Am Ende des Einlesevorganges stehen die Messdaten im Zeitbereich in Form einer Matrix \mathbf{T} zur Verfügung (vgl. Abbildung B.4). Sie enthält in den Zeilen jeweils N_{Tore} Amplitudenwerte, einen je Entfernungstor. Die Zeilen sind in zeitlich äquidistanten Abständen aufgezeichnet.

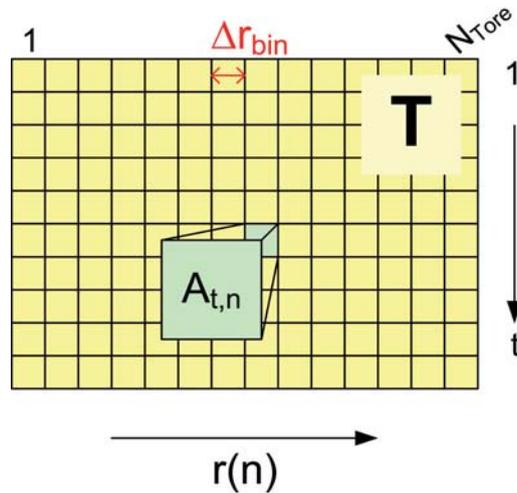


Abbildung B.4: Messdaten-Matrix \mathbf{T} im Zeitbereich aus Amplitudenwerten $A_{t,n}$ mit Entfernungstoren als Spalten

B.2 Verstärkungs- und Phasenkorrektur

Beim Abmischen des Inphase- und Quadratursignals und beim anschließenden Umsetzen auf digitale Werte kommt es sowohl zu Phasenfehlern θ_{err} als auch zu Amplitudenfehlern A_{err} zwischen den beiden Komponenten [Lud08]. Die Phasenfehler entstehen dadurch, dass der Phasenschieber in Verbindung mit den Leitungslängen nicht exakt um $\pi/2$ dreht. Die Amplitudenfehler entstehen durch ungleiche Verstärkungen der getrennten Low-Noise-Amplifier (LNA) und Toleranzen der Bauteile. Ist bei einem Prototypen eine Korrektur durch Umbau möglich, würde diese in einem Serienprodukt zu aufwändig sein. Daher werden Sensoren nach der Produktion vermessen und dabei Kalibrierdaten bestimmt. Theoretisch sollten beide Signale (I- und Q-Kanal) die gleiche Amplitude besitzen und exakt senkrecht zueinander stehen. Wenn man die Fehler dem Quadratursignal zuschreibt und

das Inphase-Signal als Referenz betrachtet, so kann eine Korrektur rechnerisch im Signalverarbeitungspfad vorgenommen werden. Abbildung B.5 stellt dar, wie der fehlerbehaftete Quadratur-Zeiger (links) durch Drehung und Streckung korrigiert wird.

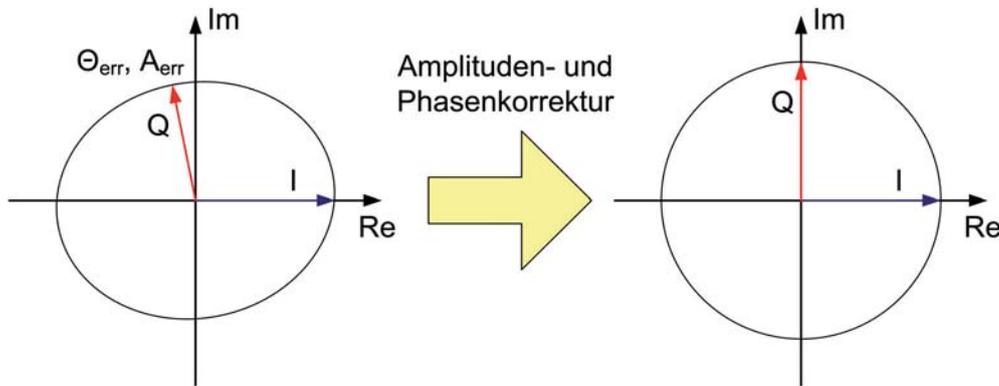


Abbildung B.5: Amplituden- und Phasenkorrektur der Rohdaten

$$I(n) = \frac{A_o A_e}{2} \cdot \cos(2\pi f_d T_{\text{Scan}} n) \quad (\text{B.3})$$

$$Q(n) = \frac{A_o A_e}{2 A_{\text{err}}} \cdot \sin(2\pi f_d T_{\text{Scan}} n - \theta_{\text{err}}) \quad (\text{B.4})$$

$$= \frac{A_o A_e}{2 A_{\text{err}}} \cdot [\cos(-\theta_{\text{err}}) \sin(2\pi f_d T_{\text{Scan}} n) + \sin(-\theta_{\text{err}}) \cos(2\pi f_d T_{\text{Scan}} n)] \quad (\text{B.5})$$

Auch die Phasendifferenz zwischen verschiedenen Empfangsantennen, wie sie beim Phasen-Monopulsverfahren eingesetzt werden, sind in der Praxis nie fehlerfrei. D.h. der Radarsensor schießt leicht zu einer Seite, wird dieser Fehler nicht korrigiert. Auf einem Prüfstand kann die Winkeldifferenz bei Geradeaussicht θ_φ vermessen werden und als Teil der restlichen Kalibrierdaten im Sensor gespeichert werden. Bei der Auswertung des Azimutwinkels φ nach Gleichung 3.9 wird nun die Korrektur noch mit einbezogen.

$$\varphi = \sin^{-1} \left(\frac{\lambda_s \cdot (\Delta\theta - \theta_\varphi)}{2\pi d} \right) \quad (\text{B.6})$$

Alle Sensoren im TUHH-Testfahrzeug (Kapitel 5.1) haben zwei Empfangsantennen und sind damit in der Lage, den Azimutwinkel zu messen. Der an der TUHH entwickelte Puls-Doppler-Radarsensor besitzt allerdings nur eine Empfangsantenne und bietet daher nicht die Möglichkeit der Richtungsbestimmung.

B.3 Überführung in den Spektralbereich

Die korrigierten Rohdaten liegen als komplexe Amplitudenwerte in Matrixform vor (Abbildung B.4). Während die Entfernung von Objekten über die Vermessung der Tore direkt aus den Zeitdaten detektierbar ist, bedarf es für die Geschwindigkeitsbestimmung der Ziele noch einer Prozessierung. Mit einer Überführung in den Spektralbereich kann jedem Entfernungstor ein Vektor aus Dopplerfrequenzen zugeordnet werden, die wiederum mit Gleichung 3.2 auf radiale Geschwindigkeiten führen.

Für jedes Entfernungstor werden M_{FFT} zeitlich äquidistante Abtastwerte mit einer FFT in den Spektralbereich überführt. Die Dopplerspektren bilden zusammen einen sogenannten Rohdaten-Frame, der in Form einer Matrix \mathbf{F} abgelegt wird (vgl. Abbildung B.6). Jede Rohdaten-Matrix der Größe $M_{\text{FFT}} \times N_{\text{Tore}}$ umfasst Daten aus einem Messzeitraum T_{Frame} .

$$T_{\text{Frame}} = T_{\text{Scan}} \cdot M_{\text{FFT}} = T_{\text{PRI}} \cdot N_{\text{PPT}} \cdot N_{\text{Tore}} \cdot M_{\text{FFT}} \quad (\text{B.7})$$

Vor der Transformation mit Hilfe der FFT wird eine Fensterung mit einem Fenster der

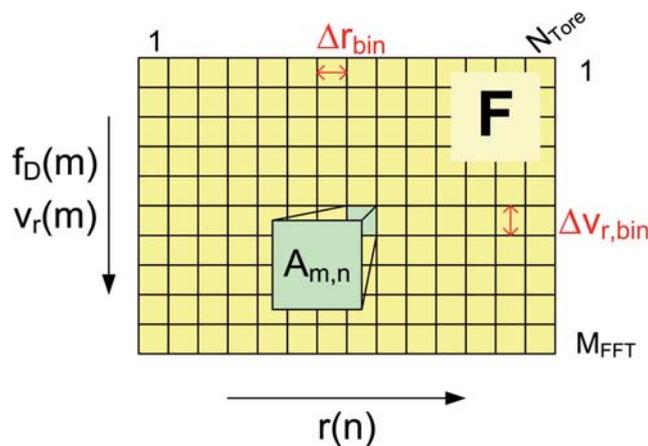


Abbildung B.6: Rohdaten-Matrix \mathbf{F} aus Amplitudenwerten $A_{m,n}$

Länge M_{FFT} durch elementweise Multiplikation durchgeführt, um den Leck-Effekt (engl. *leakage effect*) zu verringern (Abbildung B.7). Der Leck-Effekt beschreibt die Entstehung von Seitenbändern bei der Transformation von endlich langen Zeitsignalen in den Spektralbereich. Diese Verschmierung des Spektrums ist ungewollt und kann durch die Fensterung verringert werden. Die Literatur weist zahlreiche Varianten der Fensterung aus [KK02]. In

B.3. ÜBERFÜHRUNG IN DEN SPEKTRALBEREICH

den für diese Arbeit programmierten Signalverarbeitungsprogrammen wurde ein Hamming-Fenster eingesetzt.

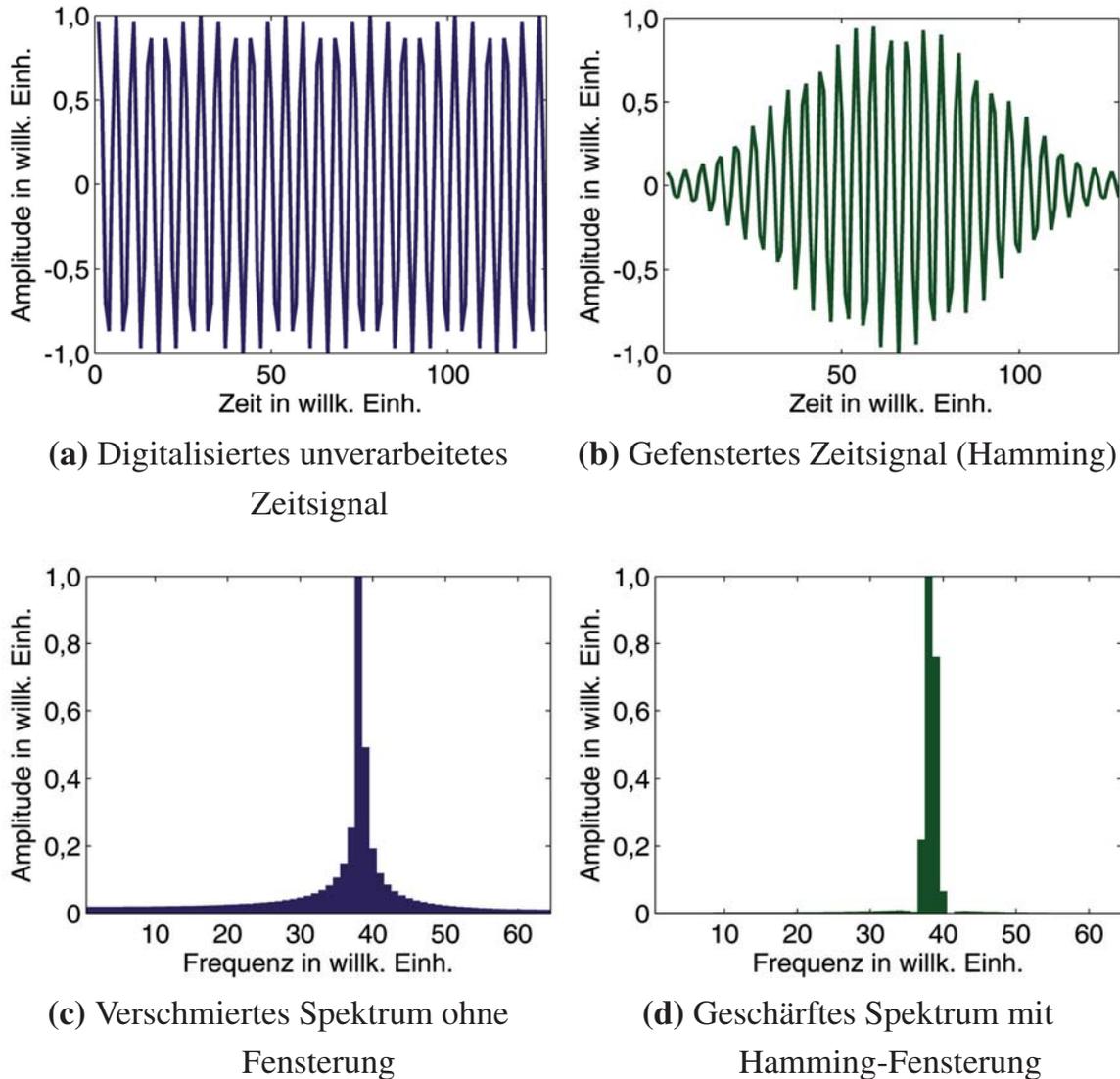


Abbildung B.7: Beispiel der Fensterung eines Sinus-Signals aus 128 Abtastwerten zur Verringerung des Leck-Effektes im Spektrum

Je nach Dauer der Messung stehen zahlreiche Bilder (Rohdaten-Frames) zur Verfügung. Nacheinander abgespielt zeigen sie filmartig die beobachtete Szene. Jede einzelne Rohdaten-Matrix F aus Amplituden $A_{m,n}$ enthält ein Bild über der Entfernung $r(n)$ und der

ANHANG B. SIGNALVERARBEITUNGSKETTE

Geschwindigkeit $v_r(m)$ (bzw. der Dopplerfrequenz $f_d(m)$). Die Ausdehnung einer Zelle beträgt Δr in der Entfernung und Δv_r in der Geschwindigkeit und ist abhängig von den Einstellungen des Sensors. Abbildung B.8 zeigt ein Rohdaten-Bild über der Entfernung und der Geschwindigkeit von der Beobachtung eines Fußgängers. Diese Aufnahme wurde mit dem am Institut entwickelten Puls-Doppler-Radarsensor (Abbildung 4.17) gemacht. Der Fußgänger befindet sich in 3 m Entfernung und erstreckt sich im Radarbild sowohl über mehrere Entfernungstore, als auch vor allem über einen weiten Bereich an Geschwindigkeiten. Die Tatsache, dass der Fußgänger bei negativen Geschwindigkeiten abgebildet wird, zeigt, dass dieser auf den Radarsensor zu geht. Desweiteren sind im Radarbild auf der Horizontalen bei 0 km/h ortsfeste Ziele deutlich zu erkennen. Daran ist zu erkennen, dass der vermessende Radarsensor während der Messung selbst stand, also keine Eigenbewegung hatte. Bei einer Vorwärtsbewegung des Radarsensors werden die ortsfesten Ziele sonst auf der Horizontalen bei der Eigengeschwindigkeit v_{ego} abgebildet. Die vertikale Linie bei der Entfernung von $\approx 0,2$ m, also ganz dicht am Sensor, ist auf eine Übersteuerung des Empfängers zurückzuführen.

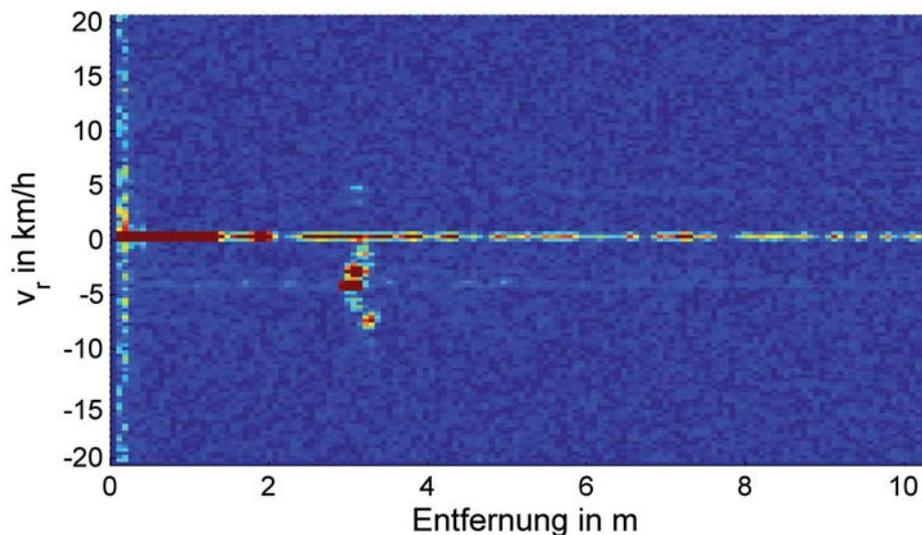


Abbildung B.8: Beispiel eines Rohdaten Bildes als RV-Diagramm bei der Beobachtung eines Fußgängers

Literaturverzeichnis

- [BH96] BROWN, Robert G. ; HWANG, Patrick Y. C.: *Introduction to Random Signals and Applied Kalman Filtering*. 3rd Edition. John Wiley & Sons Inc., 1996. – 496 S. – ISBN 0–4711–2839–2
- [BRMR09] BÖHNING, Markus ; RITTER, Henning ; MÖLLER, Christof ; ROHLING, Hermann: Situation Analysis for Driver Assistance Systems based on 24GHz Radar Sensors. In: *Proc. International Radar Symposium (IRS 2009)*. Hamburg, Germany, September 2009
- [Bro98] BROOKNER, Eli: *Tracking and Kalman Filtering Made Easy*. New York : John Wiley & Sons Inc., 1998. – 504 S. – ISBN 0–4711–8407–1
- [BRR08] BÖHNING, Markus ; RITTER, Henning ; ROHLING, Hermann: Data association procedures for lateral velocity estimation. In: *Proc. International Radar Symposium (IRS 2008)*. Wroclaw, Poland, May 2008
- [BS03] BRAESS, Hans-Hermann ; SEIFFERT, Ulrich: *Vieweg Handbuch Kraftfahrzeugtechnik*. 3rd Edition. Friedrich Vieweg & Sohn Verlagsgesellschaft mbH, 2003. – 831 S. – ISBN 3–5282–3114–9
- [Bun10a] BUNDESAMT, Statistisches: *Statistisches Jahrbuch 2010 - für die Bundesrepublik Deutschland mit »Internationalen Übersichten«*. Wiesbaden, 2010
- [Bun10b] BUNDESAMT, Statistisches: *Verkehrsunfälle 2009*. Wiesbaden, 2010 (Fachserie 8 Reihe 7)

- [Can09] CANDY, James V.: *Bayesian Signal Processing - Classical, Modern and Particle Filtering Methods*. John Wiley & Sons Inc., 2009. – 472 S. – ISBN 0-4701-8094-3
- [CEK⁺00] CURIO, C. ; EDELBRUNNER, J. ; KALINKE, T. ; TZOMAKAS, C. ; SEELEN, W. von: Walking pedestrian recognition. In: *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems* 1 (2000), S. 155–163
- [DHS01] DUDA, Richard O. ; HART, Peter E. ; STORK, David G.: *Pattern Classification*. 2nd Edition. New York, USA : John Wiley & Sons Inc., 2001. – 680 S. – ISBN 0-4710-5669-3
- [Dop42] DOPPLER, Christian: Über das farbige Licht der Doppelsterne und einiger anderer Gestirne des Himmels. In: *Abhandlungen der königlich-böhmischen Gesellschaft der Wissenschaften* V Folge, Bd. 2 (1842)
- [Föl06] FÖLSTER, Florian: *Erfassung ausgedehnter Objekte durch ein Automobil-Radar*, Technische Universität Hamburg-Harburg, Dissertation, 2006
- [FR06a] FÖLSTER, Florian ; ROHLING, Hermann: Lateral velocity estimation based on automotive radar sensors. In: *Proc. of CIE 2006 International Conference on Radar*. Shanghai, China, October 2006
- [FR06b] FÖLSTER, Florian ; ROHLING, Hermann: Observation of lateral moving traffic with an automotive radar. In: *Proc. International Radar Symposium 2006 (IRS2006)*. Krakow, Poland, May 2006
- [FRR06] FÖLSTER, Florian ; ROHLING, Hermann ; RITTER, Henning: Observation of a walking pedestrian with a 24GHz automotive radar sensor. In: *Proc. German Microwave Conference (GeMIC 2006)*. Karlsruhe, Germany, March 2006

- [GA08] GREWAL, Mohinder S. ; ANDREWS, Angus P.: *Kalman Filtering - Theory and Practice using MATLAB*. 3rd Edition. John Wiley & Sons Inc., 2008. – 592 S. – ISBN 0–4701–7366–1
- [GN03] GÖTZ-NEUMANN, Kirsten: *Gehen verstehen - Ganganalyse in der Physiotherapie*. Stuttgart, Germany : Georg Thieme Verlag, 2003. – 200 S. – ISBN 3–1313–2371–X
- [GW08] GONZALEZ, Rafael C. ; WOODS, Richard E.: *Digital Image Processing*. 3rd Edition. Prentice Hall International, 2008. – 954 S. – ISBN 0–1350–5267–X
- [Han73] HANSEN, V. G.: Constant false alarm rate processing in search radars. In: *IEE Conference Publication No. 105, Radar - Present and Future*, 1973
- [Hül04] HÜLSMEYER, Christian: *Verfahren, um entfernte metallische Gegenstände mittels elektrischer Wellen einem Beobachter zu melden*. Patent DE 165 546, April 1904
- [Hol02] HOLPP, Wolfgang: The Century of Radar. In: *German Radar Symposium (GRS 2002)*. Bonn, Germany, September 2002
- [HS80] HANSEN, V.G. ; SAWYER, J.H.: Detectability loss due to greatest of selection in a cell-averaging CFAR. In: *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems* AES-16 (1980), S. 115 – 118
- [Kal60] KALMAN, Rudolf E.: A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems. In: *Transactions of the ASME-Journal of Basic Engineering* Vol. 82 (1960), S. 35–45
- [KK02] KAMMEYER, Karl-Dirk ; KROSCHER, Kristian: *Digitale Signalverarbeitung*. 5th Edition. Stuttgart, Germany : B. G. Teubner Verlag, 2002. – 577 S. – ISBN 3–5194–6122–6
- [Klo02] KLOTZ, Michael: *An Automotive Short Range High Resolution Pulse Radar Network*, Technische Universität Hamburg-Harburg, Dissertation, 2002

- [KMW⁺08] KÖNIG, Matthias ; MEINECKE, Marc-Michael ; WALDT, Nils ; GONTER, Mark ; MÜLLER, Stephan ; RITTER, Henning ; ROHLING, Hermann: A Sensor System for Pre-Crash Deployment with extremely low False Alarm Rate. In: *Proc. International Workshop on Intelligent Transportation (WIT)*. Hamburg, Germany, March 2008
- [Kop00] KOPISCHKE, S.: *Entwicklung einer Notbremsfunktion mit rapid prototyping Methoden*, Technische Universität Braunschweig, Dissertation, 2000
- [Kru06] KRUSE, Frank: *Ein Beitrag zur Sensorsignalanalyse für Fahrzeuganwendungen*, Technische Universität Hamburg-Harburg, Dissertation, 2006
- [Lev88] LEVANON, Nadav ; STEINBERG, D. S. (Hrsg.): *Radar principles*. John Wiley & Sons Inc., 1988. – 320 S. – ISBN 0–4718–5881–1
- [LRWW98] LAGARIAS, Jeffrey C. ; REEDS, James A. ; WRIGHT, Margaret H. ; WRIGHT, Paul E.: Convergence properties of the Nelder-Mead simplex method in low dimensions. In: *SIAM Journal of optimization* 9 (1998), S. 112–147
- [LSMD05] LINZMEIER, Dirk T. ; SKUTEK, Michael ; MEKHAIEL, Moheb ; DIETMAYER, Klaus C. J.: A Pedestrian Detection System based on Thermopile and Radar Sensor Data Fusion. In: *Proc. 7th International Conference on Information Fusion (FUSION)*. Philadelphia, USA, July 2005
- [Lud08] LUDLOFF, Albrecht K.: *Praxiswissen Radar und Radarsignalverarbeitung*. 4th Edition. Vieweg+Teubner, 2008. – ISBN 3–8348–0597–1
- [MBM⁺03] MENDE, R. ; BEHRENS, M. ; MEINECKE, M.-M. ; BARTELS, A. ; TO, T.-B.: The UMRR-S: A High-Performance 24GHz Multi Mode Automotive Radar Sensor for Comfort and Safety Applications. In: *Proc. International Radar Symposium 2003 (IRS2003)*. Dresden, Germany, September 2003
- [Mei01] MEINECKE, Marc-Michael: *Zum optimierten Sendesignalentswurf für Automobilradare*, Technische Universität Hamburg-Harburg, Dissertation, 2001

- [MRM07] MÖLLER, Christof ; ROHLING, Hermann ; MENDE, Ralph: Area Surveillance with 24 GHz Radar Sensors. In: *Proc. International Radar Symposium (IRS2007)*. Köln, Germany, September 2007
- [MRR⁺06a] MÜLLER, S. ; RITTER, H. ; ROHLING, H. ; MEINECKE, M.-M. ; GONTER, M.: Signal Processing Strategies for a Multi Sensor Pre-Crash Application. In: *Integrierte Sicherheit und Fahrerassistenzsysteme 22* (2006), October, S. 267–280
- [MRR06b] MÜLLER, Stephan ; RITTER, Henning ; ROHLING, Hermann: Pre-Crash Application for Multiple Target Situations. In: *Proc. International Radar Symposium 2006 (IRS 2006)*. Krakow, Poland, May 2006
- [MW04] MITSCHKE, M. ; WALLENTOWITZ, H.: *Dynamik der Kraftfahrzeuge*. 4th Edition. Berlin; Heidelberg, Germany : Springer Verlag, 2004. – 806 S. – ISBN 3–5404–2011–8
- [NVOM08] NEDEVSHI, S. ; VATAVU, A. ; ONIGA, F. ; MEINECKE, M.-M.: Forward collision detection using a Stereo Vision System. In: *Proc. Intelligent Computer Communication and Processing (ICCP 2008)*. Cluj-Napoca, Romania, August 2008
- [Par11] PARSONS, Steve: *All-new pedestrian detection*. Streets Ahead, the magazine of Siemens Mobility, Traffic Solutions. www.siemens.co.uk/traffic. Version: March 2011
- [Per03] PERRY, Jacquelin: *Ganganalyse - Norm und Pathologie des Gehens*. 1. Edition in German language. München, Germany : Urban & Fischer, 2003. – 332 S. – ISBN 3–4374–7110–4
- [RAG04] RISTIC, Branko ; ARULAMPALAM, Sanjeev ; GORDON, Neil: *Beyond the Kalman Filter: Particle Filters for Tracking Applications*. Artech House Inc., 2004. – 299 S. – ISBN 1–5805–3631–X

- [RBMR08] RITTER, Henning ; BÖHNING, Markus ; MÜLLER, Stephan ; ROHLING, Hermann: Radar-based Situation Analysis for Automotive Applications. In: *Proc. International Workshop on Intelligent Transportation (WIT 2008)*. Hamburg, Germany, March 2008
- [RFR06] RITTER, Henning ; FÖLSTER, Florian ; ROHLING, Hermann: Identification of pedestrians with radar sensors. In: *Proc. International Workshop on Intelligent Transportation (WIT 2006)*. Hamburg, Germany, March 2006
- [RFR07] ROHLING, Hermann ; FÖLSTER, Florian ; RITTER, Henning: Lateral Velocity Estimation for Automotive Radar Applications. In: *Proc. IET International Conference on Radar Systems*. Edinburgh, United Kingdom, October 2007
- [RM96] ROHLING, Hermann ; MENDE, Ralph: OS-CFAR performance in a 77GHz radar sensor for car applications. In: *Proc. CIE International Conference on Radar*. Beijing, China, October 1996
- [RM08] ROHLING, Hermann ; MÖLLER, Christof: Radar Waveform for Automotive Radar System and Applications. In: *Proc. Radar Conference (RADAR 2008)*. Rome, Italy, May 2008
- [Roh83] ROHLING, Hermann: Radar CFAR Thresholding in Clutter and Multiple Target Situations. In: *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems* AES-19 (1983), July, S. 608 – 621
- [RR07] RITTER, Henning ; ROHLING, Hermann: Pedestrian Detection based on automotive radar. In: *Proc. IET International Conference on Radar Systems*. Edinburgh, United Kingdom, October 2007
- [RR09] RITTER, Henning ; ROHLING, Hermann: Abschlussbericht: Enhanced Safety for Pedestrians based on UWB Radar Sensors (ESPURS). In: *DFG Programm UKoLoS (SPP1202)*, 2009

- [RZW⁺05] RAN, Yang ; ZHENG, Qinfen ; WEISS, I. ; DAVIS, L. S. ; ABDEL-ALMAGEED, W. ; LIANG, Zhao: Pedestrian classification from moving platforms using cyclic motion pattern. In: *IEEE International Conference on Image Processing, 2005 (ICIP 2005)* Bd. 2. Genoa, Italy, September 2005
- [Sch05] SCHIEMENTZ, Mark: *Postprocessing Architecture for an Automotive Radar Network*, Technische Universität Hamburg-Harburg, Dissertation, 2005
- [SFR03] SCHIEMENTZ, Mark ; FÖLSTER, Florian ; ROHLING, Hermann: Angle Estimation Technique for different 24GHz Radar Networks. In: *Proc. International Radar Symposium 2003 (IRS2003)*. Dresden, Germany, September 2003
- [Sko90] SKOLNIK, M. I.: *Radar Handbook*. 2nd Edition. McGraw-Hill, 1990. – 1200 S. – ISBN 0–0705–7913–X
- [Stü04] STÜKER, Dirk: *Heterogene Sensordatenfusion zur robusten Objektverfolgung im automobilen Straßenverkehr*, Universität Oldenburg, Dissertation, 2004
- [WCO04] WAKIM, Christophe F. ; CAPPERON, Stéphane ; OKSMAN, Jacques: Design of Pedestrian Detection Systems for the Prediction of Car-to-Pedestrian Accidents. In: *Proc. International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems 2004*. Washington D.C., USA, October 2004
- [WM00] WAN, E. A. ; MERWE, R. van d.: The Unscented Kalman Filter for Nonlinear Estimation. In: *Proc. IEEE Adaptive Systems for Signal Processing, Communications, and Control Symposium 2000 (AS-SPCC 2000)*. Lake Louise, Canada, October 2000
- [YTN05] YAMADA, N. ; TANAKA, Y. ; NISHIKAWA, K.: Radar cross section for pedestrian in 76GHz band. In: *European Microwave Conference 2005*. Paris, France, October 2005



Glossar

ABS	Antiblockiersystem (engl. <i>antilock braking system</i>) 1, 102
ACC	Automatische Abstandsregelung (engl. <i>adaptive cruise control</i>) 3, 7, 104
ADC	Analog-Digital-Umsetzer (engl. <i>analog-to-digital converter</i>) 21, 31, 34, 71, 91
CA-CFAR	CFAR-Detektionsmethode basierend auf Mittelwertbildung (engl. <i>cell averaging CFAR</i>) 42–44
CAGO-CFAR	CFAR-Detektionsmethode mit Mittelwertbildung und Fensterseitenauswahl (engl. <i>cell averaging greatest of CFAR</i>) 43, 44
CAN-Bus	Asynchroner, serieller Feldbus zur störsicheren Datenübertragung (engl. <i>controller area network bus</i>) 101, 102
CFAR	Konstante Falschalarmrate (engl. <i>constant false alarm rate</i>) 42, 45
Chirp	Sendezyklus eines Radarsensors 39, 101
CUT	Zelle unter Test (engl. <i>cell under test</i>) 42
CW-Radar	Dauerstrichradar (engl. <i>continuous wave radar</i>) 20, 32, 34, 35
DFG	Deutsche Forschungsgemeinschaft 53
DFT	Diskrete Fouriertransformation (engl. <i>discrete fourier transform</i>) 33
DSP	Digitaler Signalprozessor (engl. <i>digital signal processor</i>) 103
EKF	Erweitertes Kalman-Filter (engl. <i>extended Kalman filter</i>) 48



ESPURS	DFG Projekt: Erweiterter Fußgängerschutz durch breitbandige automotiv Radarsysteme (engl. <i>Enhanced Safety for Pedestrians based on UWB Radar Sensors</i>) 53
FFT	Schnelle Fouriertransformation (engl. <i>fast fourier transform</i>) 37, 39, 94, 136, 137, 144
FPGA	programmierbare logische Schaltung (engl. <i>field programmable gate array</i>) 71
FSK	Frequenzumtastung (engl. <i>frequency shift keying</i>) 22, 37–39, 101, 113
HAT	Oberer Reflexionsbereich eines Menschen bestehend aus Kopf, Armen und Oberkörper (eng. <i>head, arms and trunk</i>) 58
HF	Hochfrequenz (engl. <i>high frequency</i>) 19, 20, 71
KFZ	Kraftfahrzeug 20, 66, 68, 75, 77, 81
LFMCW	Linear frequenzmoduliertes Dauerstrichradar (engl. <i>linear frequency modulated continuous wave</i>) 22, 35, 99
LMFSK	Linear modulierte Frequenzumtastung (engl. <i>linear modulated frequency shift keying</i>) 39, 40, 101
LNA	rauscharmer Verstärker (engl. <i>low noise amplifier</i>) 91, 142
MATLAB	Numerische Mathematiksoftware der Firma <i>The MathWorks</i> (engl. <i>matrix laboratory</i>) 120, 121
MMSE	Kleinster mittlerer quadratischer Fehler (engl. <i>minimum mean square error</i>) 64, 112, 114
OS-CFAR	Auf sortierten Empfangswerten basierende CFAR Detektionsmethode (engl. <i>ordered statistic CFAR</i>) 44, 45, 78
PC	Personalcomputer (engl. <i>personal computer</i>) 72, 98, 103
PCS	Pre-Crash-System 10

PKW	Personenkraftwagen 73, 74, 79, 81, 90, 91
Radar	engl. <i>radio detection and ranging</i> 2
RCS	Rückstreuquerschnitt (engl. <i>radar cross section</i>) 67
RV-Diagramm	Entfernungs-Geschwindigkeits-Diagramm (engl. <i>range velocity diagram</i>) 46, 70, 71, 76, 93, 132, 146
SNR	Signal-Rausch-Verhältnis (engl. <i>signal-to-noise ratio</i>) 24, 141
SPI	Serielles Bussystem der Firma Motorola (engl. <i>serial peripheral interface</i>) 101
SWA	Spurwechselassistent (engl. <i>side assist</i>) 3, 8
Track	Über der Zeit gesammelte Bewegungsspur bei der Beobachtung eines Objektes 6, 15
TUHH	Technische Universität Hamburg-Harburg 51, 103
UKF	Unscented Kalman-Filter 48
UKoLoS	DFG Schwerpunktprogramm: Ultrabreitband-Funktechniken für Kommunikation, Ortung und Sensoranwendungen (engl. <i>Ultra-Wideband Radio Technologies for Communications, Localization and Sensor Applications</i>) 53
USB	Serielle Datenschnittstelle (engl. <i>universal serial bus</i>) 72
VCO	Spannungsgesteuerter Oszillator (engl. <i>voltage-controlled oscillator</i>) 20



Symbolverzeichnis

A_e	Empfangsamplitude 21, 87
\mathbf{A}	Systemmatrix 49
a	Drehrate am Lenkrad 122
A_{err}	fehlerbehaftete Amplitude 142
$A_{m,n}$	Amplitudenwerte als Einträge der Rohdatenmatrix \mathbf{F} 144, 145
A_s	Sendeamplitude 135
$A_{t,n}$	Amplitudenwerte als Einträge der Messdatenmatrix im Zeitbereich \mathbf{T} 142
α	Faktor zur Einstellung der Falschalarmrate 42, 44
β	Skalierungsfaktor für die Empfangsamplitude 87
\mathbf{C}	Beobachtungsmatrix 49
c	Lichtgeschwindigkeit 22
D	Zielentscheidung in Entfernung-Geschwindigkeits-Ebene 42
d	Antennenabstand 27, 28
Δ	Differenzsignal beim Monopulsverfahren 26
Δf	Differenzfrequenz 35
Δf_{FFT}	Frequenzauflösung der Spektralschätzung 40
Δr	Entfernungsauflösung 30, 36, 40, 47, 73, 146
$\Delta \theta$	Phasendifferenz zweier Signale 27, 38, 40
Δf_d	Auflösung der Dopplerfrequenz 36, 73, 114, 137
Δv_r	Auflösung der radialen Geschwindigkeit 36, 40, 46, 73, 137, 146



Symbolverzeichnis

E	Fehlerfunktion bei der Schätzung des Kurvenradius 119
ϵ	Fehlersignal beim Monopulsverfahren 26
F	Rohdatenmatrix mit Amplitudenwerten 45, 78, 79, 83, 87, 144, 145, 159
f_d	Dopplerfrequenz 22, 23, 33–35, 37, 136
f_e	Empfangsfrequenz 34
f_{PRF}	Pulswiederholfrequenz (engl. <i>pulse repetition frequency</i>) 30, 73, 141
f_s	Sendefrequenz 30, 34, 37, 135
f_{Scan}	Scanfrequenz auf einem Entfernungstor bzw. Abtastrate der AD-Wandlung 34, 137
f_{Shift}	Frequenzdifferenz der Sendesignale bei der Frequenzumtastung 37
f_{step}	Schrittfrequenz 58, 63, 70, 71, 90, 93, 94
f_{Sweep}	Bandbreite des modulierten Sendesignals 36, 37
f_{τ}	laufzeit- bzw. entfernungsbedingte Frequenzkomponente 37
g	Erdbeschleunigung 105
G_e	Antennengewinn der Empfangsantenne 24
G_s	Antennengewinn der Sendeantenne 24
$\dot{\gamma}$	Gierrate eines Fahrzeuges (Drehung um die Hochachse) 66, 102, 104
I	Einheitsmatrix 50
K	Kollisionsmatrix aus relativen Kollisionszeitpunkten 123, 124
$\mathbf{K}(k)$	Filterverstärkungsmatrix 50
K_A	Klassenzugehörigkeit auf Basis des Merkmals M_A 88
K_m	Klassenzugehörigkeit auf Basis einer Messung mit 2-aus-3 Entscheidung 92
K_r	Klassenzugehörigkeit auf Basis des Merkmals M_r 81
K_v	Klassenzugehörigkeit auf Basis des Merkmals M_v 86
κ	Frequenzbin 40

L	Fensterlänge der CFAR-Detektoren 42, 44
L_{step}	Schrittlänge 58, 59, 63, 70, 76
λ_s	Wellenlänge des Sendesignals 23, 27, 28, 36
M_A	Merkmal Empfangsamplitude 87–89, 91, 160
M_{FFT}	Länge der FFT 34, 37, 39, 73, 136, 137, 144
M_r	Merkmal Entfernungsprofilbreite 79, 81–83, 90, 160, 162
M_v	Merkmal Dopplerprofilbreite 83–86, 90, 91, 160, 162
μ_r	Reibwert zwischen Fahrzeug und Fahrbahn 105
N	binäre Kollisionsmatrix 124
$n(k)$	Störprozess der Messung 49
N_{PPT}	Anzahl der aufsummierten Pulse pro Entfernungstor 73, 136, 141
N_{rp}	Anzahl der Reflexionspunkte in einer Simulation 67
N_{Tore}	Anzahl der Entfernungstore 136, 141, 142
P	Wahrscheinlichkeitsmatrix aus Fahrermodellen 124
p	Statusvektor des Radarsimulators 67
$\mathbf{P}(k)$	Fehlerkorrelationsmatrix 49, 50
p_a	Fahrermodell als Wahrscheinlichkeitsdichte der Lenkmanöver 123
P_d	Detektionswahrscheinlichkeit 41, 42, 44
P_e	empfangene Leistung 24
P_{fa}	Falschalarmwahrscheinlichkeit 41, 42, 78
P_s	Sendeleistung 24
φ	Azimutwinkel, horizontaler Winkel vom Radarsensor zum Objekt 3, 21, 24, 27, 53, 111, 114, 143
φ_{max}	maximal eindeutig darstellbarer Azimutwinkel zum Objekt 28
Ψ	Bewegungsrichtung eines Objektes im Fahrzeugkoordinatensystem 127
Q	Korrelationsmatrix des Steuerprozesses u 49
Q_a	Gütekriterium der Assoziation im aktuellen Verarbeitungsschritt 118
Q_1	Gütekriterium der Tracklänge 117



Symbolverzeichnis

$Q_{m\text{-aus-N}}$	Gütekriterium der aktuellen Trackqualität 117
Q_q	Gütekriterium der Trackqualität 117
r	radiale Entfernung des Objektes 3, 21, 22, 24, 30, 32, 35, 38–41, 53, 71, 78, 83, 87
\mathbf{R}	Korrelationsmatrix des Störprozesses n 49, 128
r_c	Kurvenradius eines Fahrzeuges 66, 102, 119
r_{\max}	Entfernungseindeutigkeitsbereich 30, 73
R_{Σ}	summiertes Entfernungsprofil im Geschwindigkeitsbereich [0 . . . 2 · $v_r(m)$] 80
$R(m)$	Entfernungsprofil bei Dopplerfrequenz m 79
R	Kollisionsrisiko einer Situation 124
S	Detektionsschwelle 41–44
S_A	Entscheidungsschwelle des Merkmals S_A 88, 162
s_e	Empfangssignal 67, 136
S_r	Entscheidungsschwelle des Merkmals M_r 81, 82
s_s	Sendesignal 135
S_v	Entscheidungsschwelle des Merkmals M_v 86
Σ	Summensignal beim Amplituden-Monopulsverfahren 26
σ	Rückstreuquerschnitt 24, 87
σ_N^2	Varianz des Rauschsignales 41
\mathbf{T}	Messdatenmatrix mit Amplitudenwerten im Zeitbereich 142, 159
t_c	relativer Zeitpunkt der Kollision 123, 125
T_{CPI}	kohärenter Prozessierungsintervall 137
T_e	Empfangspulsdauer 31
T_{Frame}	Messdauer für eine gesamte Messung 37, 59, 68, 73, 90, 101, 137, 144
t_m	Messzeitpunkt 128
T_p	Sendepulsdauer 30, 73, 135
T_{PRI}	Periodendauer der Sendepulse (engl. <i>pulse repetition interval</i>) 30, 67
t_s	Simulationszeitpunkt 125

T_{Scan}	Scandauer über alle Entfernungstore 136, 141
t_{Tor}	variable Verzögerungszeit für Empfangstore beim Pulsradar 31
τ	Signallaufzeit 21, 22, 30, 34, 35, 135
θ_{err}	Phasenfehler zwischen Inphase- und Quadratursignal 142
θ_{φ}	Phasenfehler zwischen Empfangsantennen 143
u	Statusvektor der Fahrwegsimulation 122
$u(k)$	Steuerprozess des Systemmodells 49
\vec{v}	Objektgeschwindigkeit in kartesischen Koordinaten $\vec{v} = [v_x, v_y]^T$ 23, 112
v_{ego}	Eigengeschwindigkeit des messenden Fahrzeuges 66, 102, 104, 105, 146
v_l	laterale Geschwindigkeit 23
v_{max}	maximale eindeutig darstellbare Geschwindigkeit 137
\bar{v}	mittlere Fortbewegungsgeschwindigkeit 58–60, 79, 94
v_r	relative radiale Geschwindigkeit 3, 21, 23, 30, 32, 35, 39–41, 53, 71, 78, 87, 110, 135, 136
V_{Σ}	summiertes Geschwindigkeitsprofil 84
$V(n)$	Geschwindigkeitsprofil bei Entfernung n 83
$\hat{x}(k)$	Zustandsvektor des Kalman-Filters 48–50
$x(k)$	Zustandsvektor des Signalprozesses 48, 49, 93, 95, 116, 121
ξ_i	Amplitude der periodischen Bewegungen einzelner Reflexionspunkte 58, 60
$y(k)$	Beobachtungsvektor bestehend aus Messgrößen 3, 45, 49, 50, 92





Lebenslauf

Name	Henning Ritter
Geburtsdatum	26.08.1978
Geburstort, -land	Geesthacht, Deutschland
08/1985 - 07/1989	Grundschule in Geesthacht
08/1989 - 06/1998	Otto-Hahn-Gymnasium Geesthacht
08/1998 - 09/1999	Zivildienst beim DRK als Rettungssanitäter
10/1999 - 07/2005	Studium der Elektrotechnik an der TU Hamburg-Harburg Abschluss: Diplom
09/2002 - 02/2003	Auslandsstudium an der Strathclyde University Glasgow Stipendium der Karl H. Ditze Stiftung
02/2003 - 03/2003	Praktikum beim KKT Ingenieurskontor Kerntechnik GmbH in Plön
05/2004 - 09/2004	Fachpraktikum bei der Firma Dräger Medical GmbH
11/2005 - 12/2009	Wissenschaftlicher Mitarbeiter am Institut für Nachrichtentechnik der TU Hamburg-Harburg
seit 01/2010	Mitarbeiter der Dräger Safety AG & Co. KGaA in Lübeck





