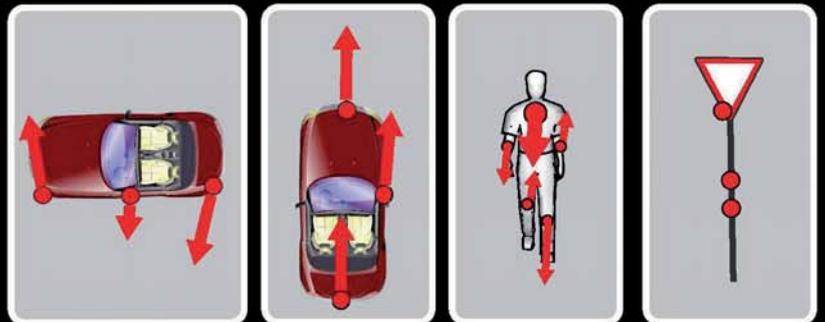
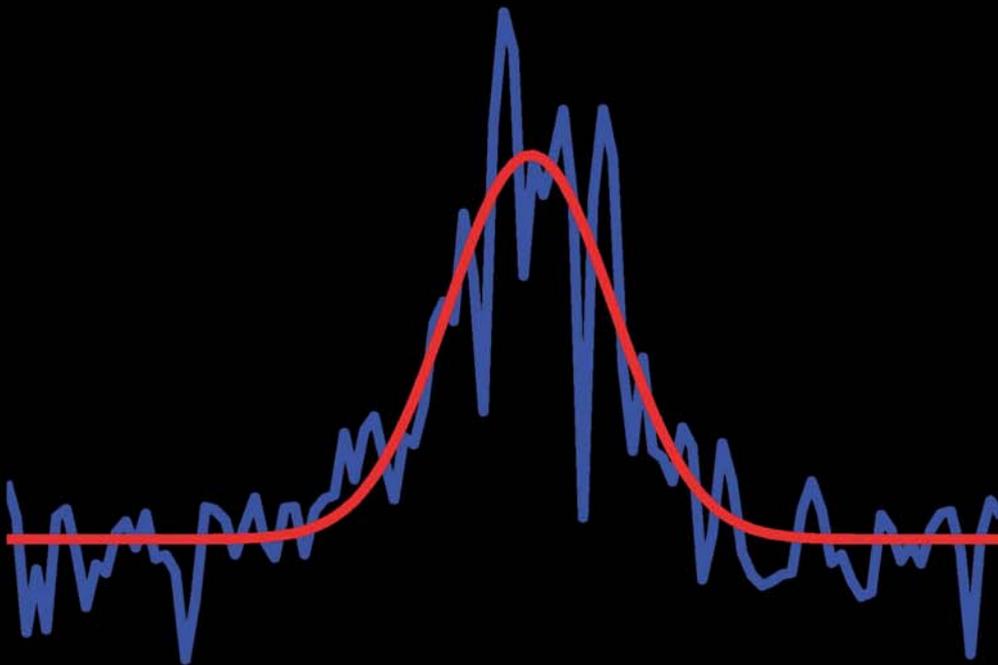

Fußgängererkennung im Straßenverkehr mit 24GHz Radarsensoren





Fußgängererkennung im Straßenverkehr mit 24GHz Radarsensoren





Fußgängererkennung im Straßenverkehr mit 24 GHz Radarsensoren

Vom Promotionsausschuss der
Technischen Universität Hamburg-Harburg

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

DISSERTATION

von
Steffen Heuel

aus
Attendorn

2013



Bibliografische Information der Deutschen Nationalbibliothek

Die Deutsche Nationalbibliothek verzeichnet diese Publikation in der Deutschen Nationalbibliografie; 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

978-3-95404-585-3

1. Gutachter:	Prof. Dr. Hermann Rohling
2. Gutachter:	Prof. Dr.-Ing. Gerhard Matz
Tag der mündlichen Prüfung:	02. Dezember 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 umweltfreundlichem, säurefreiem Papier aus nachhaltiger Forstwirtschaft.

978-3-95404-585-3



Vorwort

Diese Arbeit entstand im Rahmen meiner Tätigkeit als wissenschaftlicher Mitarbeiter am Institut für Nachrichtentechnik der Technischen Universität Hamburg-Harburg. Meinem Doktorvater Herrn Prof. Dr. Hermann Rohling danke ich ganz herzlich für die wissenschaftliche Betreuung, die Förderung meiner Persönlichkeit und Arbeit, sowie den vielen anregenden Gesprächen. Des Weiteren danke ich Herrn Prof. Dr.-Ing. Gerhard Matz für das Zweitgutachten und Herrn Prof. Dr. Ernst Brinkmeyer für die Übernahme des Prüfungsvorsitzes.

Vielen Dank an alle ehemaligen Kollegen. Die gemeinsame Zeit mit Euch hat mir sehr viel Freude bereitet. Die spannenden, hilfreichen Diskussionen und Unternehmungen bleiben mir in wertvoller Erinnerung.

Besonderer Dank gilt Marcel und Annemarie für das Korrekturlesen. Ebenso bedanke ich mich bei Sarah für die Unterstützung und das Auseinandersetzen mit diesem spannenden Thema.

München, 3. Dezember 2013

Steffen Heuel





Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	1
2	Klassifikation von Radarsignalen	3
2.1	Radar zur Fußgängererkennung	5
2.2	Anforderungen	7
3	Radarmesstechnik	11
3.1	Radargleichung	12
3.2	Entfernungsmessung	12
3.2.1	Qualität der Entfernungsmessung	14
3.3	Geschwindigkeitsmessung	15
3.3.1	Qualität der Geschwindigkeitsmessung	18
3.4	Gleichzeitige Entfernung- und Geschwindigkeitsmessung	19
3.4.1	Frequenzumgestastetes Radar	21
3.4.2	Kombinierte Sendesignalform	23
3.4.3	Chirp Sequenz	25
3.5	Azimutwinkelmessung	26
3.6	Zusammenfassung der Radarmesstechnik	29
4	Objektmodelle im Straßenverkehr	33
4.1	Geometrische Länge und kinematische Breite	35
4.1.1	Geometrische Länge	35
4.1.2	Geometrische Länge in Azimutrichtung	36
4.1.3	Kinematische Breite	38
4.2	Fahrzeuge	41
4.2.1	Modell einer longitudinalen Bewegung	41
4.2.2	Modell einer lateralen Bewegung	47
4.3	Fußgänger	52
4.3.1	Modell einer longitudinalen Bewegung	54
4.3.2	Modell einer lateralen Bewegung	60
4.4	Stationäre Objekte	65



4.5	Quantitative Auswertung	66
5	Signalmerkmale	69
5.1	Dopplerprofil	70
5.1.1	MFSK Upchirp/Downchirp	71
5.1.2	FSK-Signal	72
5.2	Entfernungsprofil	76
5.3	Stochastische Merkmale	78
5.4	Merkmalevaluation	80
6	Klassifikation	87
6.1	Bayes-Klassifikator	90
6.2	Polynomklassifikator	91
6.3	Nächste-Nachbarn-Klassifikation	93
6.4	Support-Vektor-Maschine	94
6.5	Klassifikationsergebnis	95
7	Mehrfache Radarmessungen	99
7.1	Beobachtung einer Szene	100
7.2	Zusätzliche Signalmerkmale	102
7.2.1	Merkmale durch Tracking	105
7.2.2	Merkmale durch laterale Geschwindigkeit	106
7.3	Merkmalevaluation zusätzlicher Merkmale	108
8	Ergebnis	113
9	Zusammenfassung	115
A	Tracking	117
B	Chirp Sequenz-Radare zur Fußgängererkennung	123
B.1	Simulation (longitudinal)	124
B.2	Simulation (lateral)	127
B.3	Signalmerkmale	129
	Symbolverzeichnis	131
	Literaturverzeichnis	137



1 Einleitung

Die Sicherheit im Straßenverkehr ist aufgrund von alltäglichen Problemlagen ein unstrittiges Ziel. Forschungsanstrengungen diverser wissenschaftlicher Disziplinen trugen in den vergangenen Jahrzehnten verstärkt dazu bei, Risiken zu minimieren, ohne allerdings das Potenzial vollends auszuschöpfen. Dass radartechnische Überlegungen bei der Erzielung weiterer Fortschritte gewinnbringend sein dürften, ist aufgrund einer differenzierten Geschichte nicht verwunderlich. Seit mehr als hundert Jahren entstanden hier im Kontext verschiedenster Anwendungsbereiche zahlreiche Innovationen. Mit Christian Hülsmeyers Schrift „Verfahren, um entfernte metallische Gegenstände mittels elektrischer Wellen einem Beobachter zu melden“, die am 30. April 1904 unter der Nummer 165 546 beim Kaiserlichen Patentamt erschienen ist, lässt sich hierfür in Deutschland ein markanter Startpunkt kennzeichnen. Hülsmeyers Forschungsidee sollte anlässlich des militärischen Interesses in den 1930er-Jahren an Bedeutung gewinnen. So stellt 1931 Rudolf Kühnhold die Ortungsmethode des Sonars vor. Die Gesellschaft für Elektroakustische und Mechanische Apparate (GEMA) präsentiert vier Jahre später das erste funktionsfähige Pulsradar, in dessen Folge sich eine Vielzahl von Radarsystemen für Schiffe und U-Boote entwickelte. Sogar kleinere Flugzeuge wurden in den 1940er-Jahren dementsprechend aufgerüstet. Mit dem Verbot kriegstechnologischer Forschung in Deutschland nach dem Zweiten Weltkrieg erlebte die Radartechnik in der Bundesrepublik durch zivile Anwendungen, wie der Überwachung des Luft- (Air Traffic Control, ATC) und Schiffverkehrs, eine Neuzeit. Neben Überwachungsradaren für den Flug- und Schiffsverkehr oder für militärische Zwecke bilden heutzutage Automobilradare einen ganz neuen Markt. Seit einigen Jahren forschen Universitäten sowie Fahrzeughersteller mit Zulieferern an Radarsensoren im 24 GHz und 77 GHz Band für den Einsatz in Automobilen. Seit dem Jahr 2000 wird dadurch zum Beispiel ein Adaptives Geschwindigkeitsregelsystem Adaptive Cruise Control (ACC) auf der Basis von Radar im Fahrzeug erfolgreich eingesetzt [Men99]. Gegenwärtig werden 24 GHz Radarsensoren ebenfalls in der Totwinkelüberwachung genutzt [Sma12].

Aber nicht nur der Komfort und die Sicherheit der Fahrzeuginsassen sind von Interesse. Statistiken zeigen, dass besonders Fußgänger häufig mit Fahrzeugen kollidieren und



schwere Verletzungen davon tragen [Eur10b],[Sta11]. In Zukunft müssen daher auch Fußgänger besser geschützt werden. Die Fußgängererkennung ist im Automobilbereich ein neueres Thema. Unterstützt und angetrieben von neuen EU Verordnungen ist ein verbesserter Fußgängerschutz für neue Fahrzeuge Pflicht [Eur04]. Auch Crash-Tests des European New Car Assessment Programme (Euro NCAP) haben seit 2011 überarbeitete und neue Protokolle für den Fußgängerschutz [Eur12a].

Bisher werden Stereo-Kamerasysteme, thermophile Sensoren oder Laserscanner verwendet um Fußgänger zu detektieren, zu klassifizieren und in Unfallsituationen vorbeugende Maßnahmen zu treffen [MG06], [LMDJ04], [FDW02]. Kamerasysteme zeigen jedoch unter schlechten Wetterbedingungen eine geringe Leistungsfähigkeit. Laserscanner sind ebenfalls stark von der Wetterlage abhängig. Thermophile Sensoren haben eine geringe Reichweite für den Einsatz im Automobilbereich. Die Idee ist daher Radarsensoren für den Fußgängerschutz einzusetzen. Radarsensoren sind in vielen Fahrzeugen bereits vorhanden und eine Fußgängererkennung ist durch die Erweiterung der Signalverarbeitung möglich. Der Mehraufwand in der Signalverarbeitung ist im Gegensatz zu optischen Systemen gering.

In dieser Dissertation wird ein Lösungsvorschlag zur Fußgängerklassifikation im Automobilbereich durch Radarsensoren vorgestellt. Zielführend war bei der Erstellung der Gedanken, neben der genauen Beschreibung und Lösung der Herausforderungen, die Leistungsfähigkeit des entwickelten Systems zu bestimmen. Mit der Verwendung eines handelsüblichen Radarsensors, der bereits in der Automobilindustrie Anwendung findet, wurde gewährleistet, dass die Lösung in jedem Radarsensor implementiert werden kann. In dem letztendlich vorgestellten Lösungsvorschlag geht es darum, die vorhandene Signalverarbeitung anzupassen, zu erweitern und Vorschläge für die nächste Generation von Radarsensoren zu geben. Im Folgenden werden deshalb verschiedene Sendesignale vorgestellt, auf ihre Tauglichkeit für den Automobilbereich untersucht und geeignete Sendesignale für die Fußgängererkennung und Klassifikation ausgewählt. Eine erweiterte Signalverarbeitung wird dahin gehend entwickelt, jedes Ziel in Fahrtrichtung des eigenen Fahrzeugs zu detektieren, die Empfangssignale in sehr kurzer Messzeit zu analysieren und das Ziel zu klassifizieren. Dabei werden Fahrzeuge, Fußgänger und ortsfeste Objekte betrachtet. Die technische Herausforderung besteht nicht nur in der detaillierten und genauen Messung der beobachteten Ziele, sondern ebenfalls in der Berechnung geeigneter Merkmale, um eine Zielklassifikation durchzuführen.

2 Klassifikation von Radarsignalen

Nach Angaben der Europäischen Kommission starben 2009 etwa 34 500 Menschen auf den Straßen der Europäischen Union, während über 1,7 Millionen Menschen verletzt wurden. Die Höhe der volkswirtschaftlichen Unfallkosten lag 2009 bei rund 130 Milliarden Euro [Eur10a].

Im Zuge dessen hat sich die Europäische Kommission die Halbierung der Gesamtzahl Verkehrstoter in der Europäischen Union von 2010 bis zum Jahr 2020 zum Ziel gesetzt. Die Verbesserung des Fußgängerschutzes im Straßenverkehr ist dabei ein Kernanliegen, weshalb die Fahrzeughersteller verpflichtet wurden, ihre Forschungsaktivitäten im Kontext von EU-Projekten (zum Beispiel accident avoidance by active intervention for Intelligent Vehicles (interactIVe) oder Advanced Radar TRACKing and Classification for enhanced road safety (ARTRAC)) im Bereich der Kollisionsvermeidung und des Fußgängerschutzes deutlich zu intensivieren, was angesichts der statistischen Kennzahlen aus der europaweit bekannten Care-Datenbank [Eur10b] angemessen erscheint.

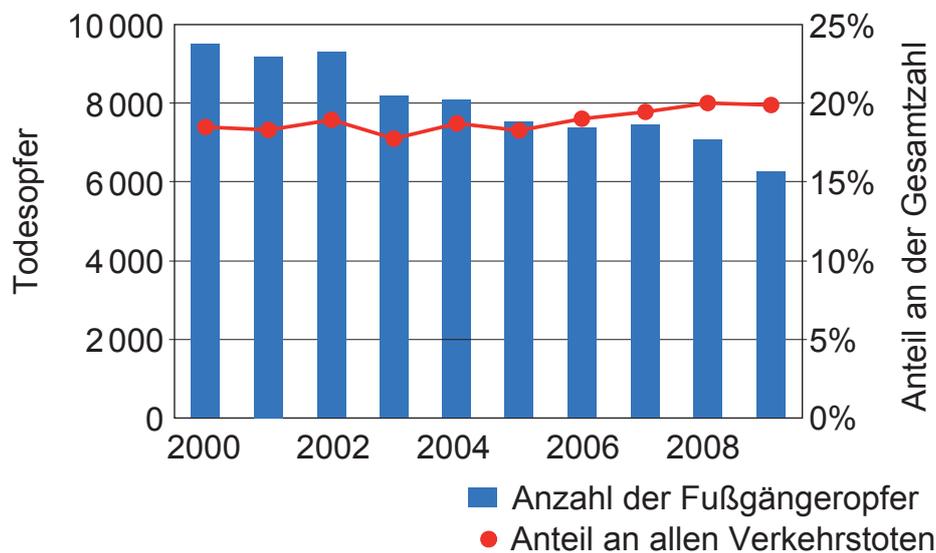


Abbildung 2.1: Todesopfer und Anteil der gesamten Anzahl Verkehrstoter.

2 Klassifikation von Radarsignalen

In Abbildung 2.1 wird dargestellt, dass die absolute Anzahl der Todesfälle von Fußgängern in 2011 zwar deutlich gesunken ist, in relativem Bezug allerdings eine gewichtigere Rolle einnahm [Eur12b].

Wird genauer analysiert, in welchem Umfeld Fußgänger in Unfälle verwickelt sind, so zeigt sich, dass besonders der urbane Bereich stark betroffen ist. Laut Statistik waren im Jahr 2012 bei einem Unfall im städtischen Bereich der EU zu 36% Fußgänger involviert, Abbildung 2.2, [Eur12c].

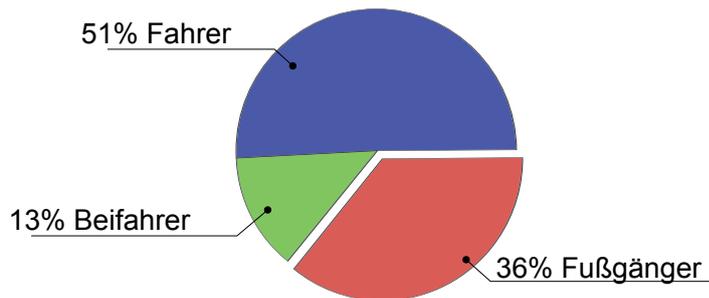


Abbildung 2.2: Verteilung der Verkehrstoten nach Teilnehmer.

Die hier vorliegende Arbeit soll daher im Hinblick auf die Sicherheit im urbanen Straßenverkehr und insbesondere bezüglich des hohen Anteils von in Unfällen involvierten Fußgänger einen problemlösungsorientierten Beitrag liefern. Das Auseinandersetzen mit intelligenten Sensoren in Fahrzeugen ist hierfür eine wichtige Voraussetzung, da diese die Entwicklung von aktiven Schutzsystemen zur Erhöhung der Verkehrssicherheit ermöglichen. Konkret ist dies mit der Erforschung mehrerer analytischer Dimensionen verbunden: Für ein aktives Schutzsystem sind aus der Perspektive des Fahrzeugs die Position und die Geschwindigkeit des externen und zu messenden Objekts wichtig. Weiterhin ist von großem Interesse, worum es sich bei dem gemessenen Objekt handelt, denn frühzeitige Fahrerassistenzfunktionen, wie Ausweichmanöver oder das Starten der Bremsassistenz, sind hiervon abhängig. Ein Bremsmanöver muss dem beobachteten Objekt angepasst sein. Vorausfahrende Fahrzeuge stellen ein anderes Risiko dar als ein auf dem Gehweg laufender Fußgänger. Für diesen Anwendungsfall im Fahrzeug wird heutzutage im Bereich von Kamerasystemen, thermophilen Sensoren und Laserscannern geforscht und entwickelt. Dabei hat jede Sensorik Vor- und Nachteile für die betrachtete Anwendung. Kameras erbringen vergleichsweise viele Informationen und können Fußgänger von anderen Objekten unterscheiden, ermöglichen allerdings nur bei Stereo-Systemen eine Entfernungsmessung. Eine Geschwindigkeitsmessung ist nicht möglich. Auch Dunkelheit, Nebel oder

Regen erschweren die Detektion und Klassifikation von Objekten im Straßenverkehr. Werden Kamerasysteme verwendet, so erreicht ein System-Ansatz mit einer Stereo-Kamera zur Fußgänger-Detektion eine Reichweite von bis zu 25 m. Der komplette Algorithmus benötigt dafür etwa 100 ms Rechenzeit auf einer Graphics Processing Unit (GPU) (PROTECTOR [WHW09]). Thermophile Sensoren können genutzt werden, um einen Fußgänger vor dem eigenen Fahrzeug zu detektieren [SL05]. Allerdings liefern diese keine direkten Entfernungsinformationen oder Geschwindigkeitsmessungen. Auch die maximale Reichweite ist nicht sehr hoch. Die Sensoren werden daher in Fusion mit anderen Sensoren verwendet. Laserscanner sind ebenfalls in Sicherheitsanwendungen für Fahrzeuge relevant. Eine Entfernungsmessung ist mit einer maximalen Reichweite von etwa hundert Metern möglich. Die Geschwindigkeit kann nicht direkt gemessen werden. Stattdessen werden Tracking-Algorithmen genutzt. Fußgänger können bis zu 30 m vor dem Fahrzeug detektiert werden. Diese Klassifizierung basiert auf der Geschwindigkeit des Objekts und der sichtbaren Pendelbewegung der Beine in den Laserscanner-Daten. Der Algorithmus erkennt einen Fußgänger etwa 300 ms vor einem Crash [Für05]. Die Nachteile von Laserscannern liegen in der Wetterabhängigkeit und in der Abschattung von Objekten.

In diesem Kontext spielen Radarsensoren im 24 GHz und 77 GHz Frequenzbereich eine wichtige Rolle. Sie erlauben die sehr genaue Messung von Entfernung R , radialer Geschwindigkeit v_r und Azimutwinkel α bei jedem Wetter in sehr kurzer Messzeit. Auch Abschattung von Objekten ist nicht sehr problematisch. Zusätzlich sprechen die gute Verfügbarkeit und der niedrige Preis für sie, da Radarsensoren bereits in sehr großer Stückzahl für verschiedene Applikationen im Fahrzeug verwendet werden. Die technische Herausforderung liegt in der Entwicklung eines Radarsensors, der Radarziele detektiert und klassifiziert. Das ist das grundlegende Thema der vorliegenden Dissertation.

2.1 Radar zur Fußgängererkennung

In einer alltäglichen Verkehrssituation und besonders im städtischen Bereich muss der Fahrer viele Eindrücke gleichzeitig innerhalb kürzester Zeit verarbeiten, Abbildung 2.3. Neben vorausfahrenden und entgegenkommenden Fahrzeugen muss der Fahrer auf Fußgänger, Radfahrer, Ampeln, Schilder und vieles mehr achten. Im Notfall ist eine Reaktionszeit von sehr kurzer Dauer entscheidend. Häufig sind Fahrer in Notsituationen überfordert, oder die menschliche Reaktionszeit reicht gar nicht erst aus, um den Unfall zu vermeiden. An dieser Stelle ist eine intelligente Sensorik interessant,

die den Fahrer vor Kollisionen warnt oder diese durch den Eingriff in das Lenk- und Bremsverhalten verhindert.

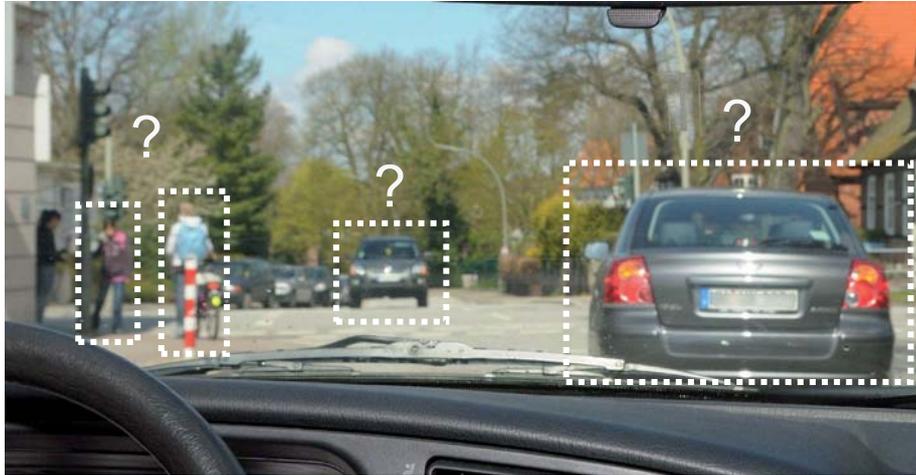


Abbildung 2.3: Alltägliche urbane Verkehrssituation.

Um eine zuverlässige Fußgängererkennung während der Fahrt im Fahrzeug durchzuführen, wird eine leistungsfähige und robuste Sensorik benötigt. Die bisher vorgestellten Sensoren, wie Stereo-Kameras oder Laserscanner, werden in verschiedensten Anwendungen verwendet. Eine Fußgängererkennung ist zwar möglich, aber nicht alle gewünschten Objektparameter sind messbar. Radarsensoren mit hoher Entfernungs- und Geschwindigkeitsauflösung haben hier ein großes Potenzial. Mit einer intelligenten Signalverarbeitung innerhalb des Radarsensors kann aus den Empfangssignalen neben allen gewünschten Objektparametern auch die Objektklasse bestimmt werden. Aufgrund der eingeschränkten menschlichen Fähigkeiten, Entfernung und Geschwindigkeit zu schätzen, leisten Radarsensoren hier durch das breite Leistungsspektrum und die schnelle Messzeit bei geringer Rechenkomplexität eine sehr gute Hilfe.

Aus diesen Gründen werden in dieser Arbeit verschiedene Radar-Sendesignale auf die Tauglichkeit für den Straßenverkehr und die Fußgängererkennung evaluiert. Anhand von erarbeiteten Modellen für Fahrzeuge, Fußgänger und stationäre Objekte werden Merkmale aus den Radarempfangssignalen berechnet, die eine Klassifikation ermöglichen. Die gesamte Signalverarbeitung ist online funktionsfähig und kann somit in jeden Radarsensor implementiert werden. Die zusätzliche Komplexität zur eigentlichen Signalverarbeitung ist sehr gering. Dazu wird besonderer Wert auf eine schnelle und zuverlässige Klassifikation gelegt. Die Klassifikation funktioniert für bewegte Fußgänger in allen Situationen, sodass diese sowohl im städtischen als auch ländlichen

Umfeld erkannt werden. So ist neben den Objektparametern, die ein Radar misst, eine zusätzliche Information über die Objektklasse berechenbar. Der Vorteil eines solchen Systems ist eine robuste, schnelle Messung verschiedener Objekte und Klassen im Straßenverkehr, die unter allen Witterungsbedingungen funktioniert. Auf eine Fusion mit anderen Sensoren, wie Kameras, ist bewusst verzichtet worden. Vielmehr sollen die Stärken der Radarsensoren im Vordergrund stehen. Die Implementierung kann über ein Softwareupdate des Radarsensors erfolgen und erfordert keine weiteren Kosten, wie es zum Beispiel zusätzliche Hardware darstellen würde. Funktionalitäten wie ACC oder Totwinkelüberwachung bleiben erhalten.

2.2 Anforderungen

Ein Radarsensor für den Automobilbereich muss viele Anforderungen gleichzeitig erfüllen. Neben Robustheit, geringen Kosten und flexiblen Installationsmöglichkeiten für die Automobilindustrie, ist die eindeutige Bestimmung von Entfernung R , radialer Geschwindigkeit v_r und Azimutwinkel α eines Objektes auch in Mehrzielsituationen überaus wichtig, Tabelle 2.1.

Entfernung	R
Radiale Geschwindigkeit	v_r
Azimutwinkel	α

Tabelle 2.1: Messparameter eines Radarsensors.

Je nach Auswahl einer Sendesignalform lassen sich verschiedene Eigenschaften erreichen, beispielsweise die gleichzeitige Messung von Entfernung und Geschwindigkeit in einer sehr kurzen Messdauer, die aufgrund der schnellen und dynamischen Entwicklungen im Straßenverkehr wünschenswert erscheint. Allerdings hat nicht jede beliebige Signalform eine kurze Messdauer. Die Messdauer kann auf den ersten Blick gering sein, sich jedoch in Mehrzielsituationen schnell vergrößern, um eine eindeutige Zuordnung der Ziele zu finden. Wenn es durch geeignete Wahl des Sendesignals gelingt, die Entfernung und radiale Geschwindigkeit auch in Mehrzielsituationen und kurzer Messdauer zu messen, ist das ein großer Fortschritt für die Zielklassifikation. Zusätzlich ist die Genauigkeit der gemessenen Zielparameter wichtig. Nur durch eine genaue Messung von Entfernung, Geschwindigkeit und Azimutwinkel kann im

Fahrzeug sicher entschieden werden, was im Falle einer nahenden Kollision zu tun ist. Hierbei spielt die Auflösung eine entscheidende Rolle. Diese bestimmt, welcher Mindestabstand zwischen Objekten vorhanden sein muss, um diese als verschiedene Objekte zu erkennen. Zusätzlich bestimmt die Auflösung die Sichtbarkeit von Merkmalen, da Fußgänger sich stark in den kinematischen Eigenschaften von Fahrzeugen und stationären Objekten unterscheiden, wie in den folgenden Kapiteln gezeigt wird. Weiterhin ist die Fläche wichtig, die von der Antenne eines Radarsensors abgedeckt werden kann. Der Sensor sollte den wichtigen Bereich vor dem Fahrzeug bis zu 150 m Entfernung sowie rechts und links liegende Bürgersteige abdecken. Fußgänger sollen bis zu 50 m vor dem Fahrzeug detektiert und klassifiziert werden. Diese Fläche ist durch die Eindeutigkeit der Messwerte gegeben. Neben einem großen Entfernungseindeutigkeitsbereich muss die gemessene Geschwindigkeit einen großen eindeutigen Bereich haben. Da durch den Doppler-Effekt nur die relative radiale Geschwindigkeit bestimmt werden kann, muss der eindeutige Bereich größer sein als die eigene gefahrene absolute Geschwindigkeit. Fußgänger, die sich mit einer Geschwindigkeit von $1,5 \text{ m/s}$ bewegen, können sonst nicht eindeutig gemessen werden. Die Parameter, die von einem Sensor gemessen werden müssen, um diesen zur Fußgängerdetektion und Klassifikation nutzen zu können, sind in Tabelle 2.2 zusammengefasst. Aus diesen Kriterien lassen sich die Systemparameter herleiten.

Entfernungsmessung	Eindeutigkeit	R_{\max}
	Auflösung	ΔR
	Genauigkeit	\hat{R}
Geschwindigkeitsmessung	Eindeutigkeit	$v_{r,\max}$
	Auflösung	Δv_r
	Genauigkeit	\hat{v}_r
Winkelmessung	Eindeutigkeit	α_{\max}
	Auflösung	$\Delta \alpha$
	Genauigkeit	$\hat{\alpha}$

Tabelle 2.2: Anforderungen an einen Radarsensor zur Fußgängerklassifikation.

Wird ein Objekt im Bereich vor dem Fahrzeug detektiert und eindeutig gemessen, so muss die Signalanalyse und Merkmalextraktion innerhalb weniger Messzyklen abgeschlossen sein. Wünschenswert ist nur ein einziger Messzyklus, der gebraucht wird, um Merkmale für eine Klassifikation zu berechnen. Darauf aufbauend muss der Klassifikationsalgorithmus die zugehörige Klasse mit geringer Komplexität und großer Robustheit bestimmen können.

Werden mehrere Messzyklen benötigt, um einem gemessenen Objekt eine Klasse mit hoher Sicherheit zuzuordnen, so müssen die Messungen durch ein Tracking in Zusammenhang gebracht werden. Tracking-Algorithmen sind üblicherweise für Punktziele ausgelegt. Diese Annahme ist für stationäre Objekte oder weit entfernte Fahrzeuge erfüllt. Bei nahen Fahrzeugen oder Fußgängern liegt ein geometrisch beziehungsweise kinematisch ausgedehntes Objekt mit mehreren Detektionen vor, die zuverlässig verfolgt werden müssen. Erst dann ist eine Merkmalsberechnung und Klassifikation möglich.

Abbildung 2.4 zeigt einen 24 GHz Radarsensor, der bereits im Automobilbereich für ACC-Anwendungen und Totwinkelüberwachung genutzt wird. Dieser Sensor ermöglicht eine zeitgleiche Entfernungs-, Geschwindigkeits- und Azimutwinkel-messung in Mehrzielsituationen und könnte daher ebenfalls für die Fußgängerdetektion und Klassifikation brauchbar sein. Dazu ist eine weitere Analyse notwendig, auf die in den folgenden Kapiteln eingegangen wird.



Abbildung 2.4: 24 GHz Radar Sensor für Automobilanwendungen.

Um die betrachtete Aufgabe bearbeiten zu können, werden Sendesignalformen vorgestellt und auf Ihre Leistungsfähigkeit hin untersucht. Dazu werden das physikalische Prinzip, die Grundlagen der Radartechnik sowie Genauigkeiten und Auflösungen ausgewählter Sendesignale, erläutert. Geeignete Sendesignalformen werden genutzt, um eine genaue Analyse bezüglich Fahrzeugen, Fußgängern und stationären Objekten durchzuführen. Zusätzlich zur Radarmesstechnik wird eine Klassifikation durchgeführt. Dazu werden verschiedene Merkmale aus den Echosignalen berechnet, die sich auf eine Zielausdehnung in Entfernung und Geschwindigkeit beziehen. Die Klassifikation von Echosignalen ist eine erweiterte Aufgabe für den Radarsensor.



3 Radarmesstechnik

Radarsensoren bieten im Allgemeinen die Möglichkeit Entfernung R , radiale Geschwindigkeit v_r und Azimutwinkel α für alle Objekte im Beobachtungsraum sehr genau zu messen. Diese Objektparameter gleichzeitig und in Mehrziel-Situationen zu bestimmen ist eine technische Herausforderung für das Design der Sendesignalform und die Signalverarbeitung.

Im Automobilbereich sind spezielle Sendesignalformen notwendig, die eine zeitgleiche Messung von Entfernung, radialer Geschwindigkeit und Azimutwinkel erlauben, um verschiedene Objekte im Straßenverkehr messen und unterscheiden zu können. Wie in Abbildung 3.1 dargestellt ist, werden diese Radarmessungen auf verschiedene Objekte hin analysiert.

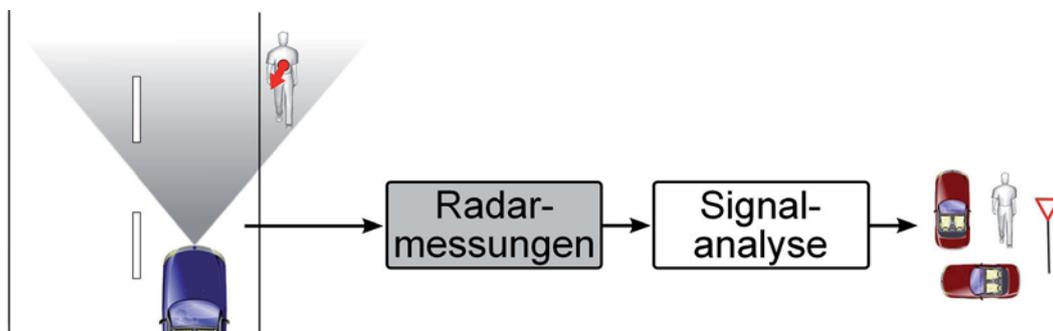


Abbildung 3.1: Einsatz eines Radarsensors im Fahrzeug.

Dazu werden in diesem Kapitel verschiedene Sendesignale beschrieben. Zunächst wird auf die Entfernungsmessung eines Pulsradars eingegangen. Danach wird die Geschwindigkeitsmessung durch den Doppler-Effekt beschrieben und Sendesignale vorgestellt, die sowohl Entfernung als auch Geschwindigkeit gleichzeitig messen können. Jedes Sendesignal wird auf die Genauigkeit, Auflösung und Eindeutigkeit hin untersucht. Schließlich wird auf die Winkelmessung eingegangen und die Eignung der Sendesignale zur Fußgängerdetektion und Klassifikation überprüft.

3.1 Radargleichung

Die Radargleichung beschreibt die physikalischen Zusammenhänge der Empfangsleistung eines Radarsystems in Abhängigkeit der Systemeigenschaften, wie Wellenlänge, Sendeleistung und den Eigenschaften des Objektes in Form von Reflexionsvermögen und Entfernung. Dazu wird vorausgesetzt, dass sich das Objekt im Fernfeld des Senders befindet. Ist die Empfindlichkeit des Radarsensors bekannt, kann somit die Reichweite des Systems geschätzt werden.

Die Herleitung der Radargleichung ist in [Lud02] beschrieben. Generell wird die Empfangsleistung P_R eines Radarsystems durch die Sendeleistung P_T , den Antennengewinn der Sende- und Empfangsantenne G_T , G_R sowie die Entfernung R und den Radarrückstreukoeffizient (Radar Cross Section (RCS)) eines Objektes beschrieben, Gleichung (3.1).

$$P_R = \frac{P_T G_R G_T \lambda^2 \cdot RCS}{(4\pi)^3 R^4} \quad (3.1)$$

Der Radarrückstreukoeffizient RCS beschreibt die Reflexionseigenschaften eines Objektes in einer Zahl mit der Einheit m^2 . Die Dimension der Zahl ist von der Wellenlänge λ des Radarsystems sowie von den Materialeigenschaften und der Geometrie eines Objektes abhängig. Typische Werte für ein 24 GHz Radarsensor sind in Tabelle 3.1 gegeben [MB01]. Dort zeigt sich beispielsweise, dass ein Mensch einen deutlich geringeren Radarrückstreukoeffizienten als ein Fahrzeug hat. Dies ist durch die unterschiedliche Materialbeschaffenheit und Geometrie gegeben.

Objekt	RCS
Fahrzeug	0,1 m ² ; ...; 100 m ²
Mensch	0,01 m ² ; ...; 1 m ²

Tabelle 3.1: Radarrückstreukoeffizienten verschiedener Objekte bei 24 GHz.

3.2 Entfernungsmessung

Bei allen Radaren wird die Entfernung von Zielen anhand der Signallaufzeit τ zwischen Sende- und Empfangssignal bestimmt. Die Laufzeit $\tau = \frac{2R}{c}$ reflektierter Wellen bestimmt die Entfernung R des reflektierenden Zieles, Gleichung (3.2) [Lud02].

$$R = \frac{c}{2} \cdot \tau \quad (3.2)$$

Abbildung 3.2 zeigt den prinzipiellen Ablauf der Aussendung und des Empfangs von Pulsen, mit der Pulswiederholzeit T_r und der Dauer des Sendepulses T_p .

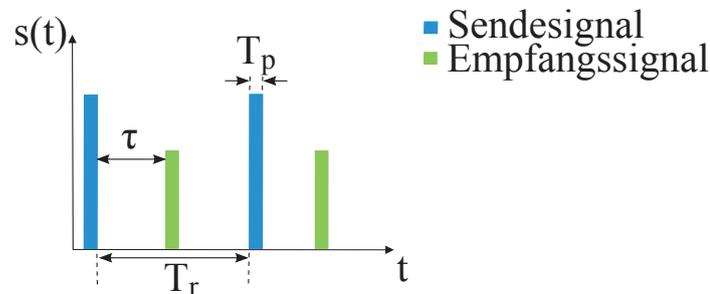


Abbildung 3.2: Prinzip eines Pulsradar zur Entfernungsmessung.

Eine Alternative zum Pulsradar ist das Linear Frequency Modulated Continuous Wave (LFMCW)-Radar, mit dem die Entfernung ebenfalls gemessen werden kann. Dazu wird das Sendesignal in einem definierten Frequenzbereich der Bandbreite f_{Hub} innerhalb der Dauer T_{CPI} linear moduliert, Gleichung (3.3). Eine positive Steigung beschreibt einen sogenannten Upchirp, eine negative Steigung einen Downchirp. Die Laufzeit des Signals τ spiegelt sich in der Frequenzverschiebung f_B wider.

$$f(t) = f_T + \frac{f_{\text{Hub}}}{T_{\text{CPI}}} \cdot t \quad (3.3)$$

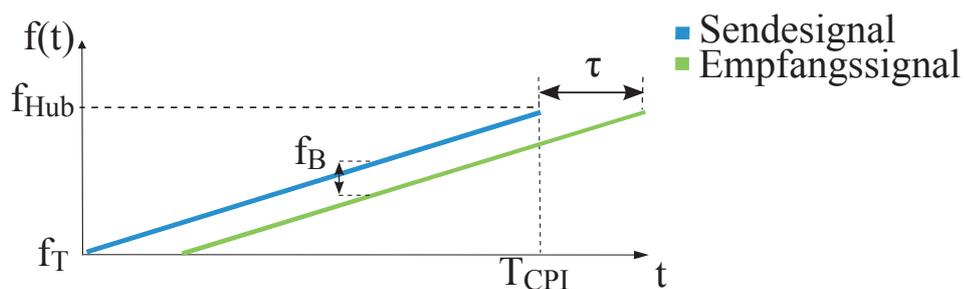


Abbildung 3.3: Frequenzmoduliertes kontinuierliches Sendesignal zur Entfernungsmessung.

Während des gesamten Messvorgangs wird das Echosignal mit der Momentansendefrequenz $f(t)$ in das Basisband herunter gemischt. Dort wird es als Basisbandsignal

mit konstanter Frequenzverschiebung f_B dargestellt. Diese Frequenzverschiebung zwischen Sendesignal und Empfangssignal ist nur abhängig von der Entfernung eines stationären Ziels. Mithilfe des Strahlensatzes ergibt sich Gleichung (3.4), welche sich nach der Frequenzverschiebung umformen lässt, Gleichung (3.5).

$$\frac{f_B}{f_{\text{Hub}}} = \frac{\tau}{T_{\text{CPI}}} \quad (3.4)$$

$$\Rightarrow f_B = f_{\text{Hub}} \cdot \frac{\tau}{T_{\text{CPI}}} \quad (3.5)$$

Mit $R = \frac{c}{2} \cdot \tau$ folgt Gleichung (3.6).

$$R = \frac{c}{2} \frac{f_B}{f_{\text{Hub}}} \cdot T_{\text{CPI}} \quad (3.6)$$

Durch eine Fouriertransformation lässt sich die Differenzfrequenz f_B bestimmen, aus welcher die Entfernung mithilfe von Gleichung (3.6) berechnet werden kann. Die Entfernung ist demnach direkt von der Laufzeit τ des Signals abhängig.

3.2.1 Qualität der Entfernungsmessung

Um die Messergebnisse des Radarsensors zu bewerten, werden die gemessenen Parameter quantitativ durch die Genauigkeit, Auflösung und Eindeutigkeit beschrieben. Die Genauigkeit beschreibt die *Abweichung des Messwertes vom wahren Wert* in Position und / oder Geschwindigkeit zu einer bestimmten Zeit. Bei einer kleinen Abweichung ist die Genauigkeit hoch. Wird eine Einzielsituation mit einem Pulsradar betrachtet, so ist das Radarempfangssignal durch additives Rauschen von dem Sendesignal verfälscht. Die Genauigkeit ist dadurch von dem Signal-zu-Rauschverhältnis (*SNR*) und der Pulsbreite T_p begrenzt.

Die Auflösung beschreibt die Möglichkeit, zwei Reflexionspunkte als solche zu erkennen. Sie wird als *kleinste Differenz zweier trennbarer Messwerte* definiert. Anhand des Pulsradars lässt sich die Entfernungsauflösung ΔR verdeutlichen. Wird, wie in Abbildung 3.4, ein Puls P_{r1} und P_{r2} empfangen, so überlappen sich die Pulse im Empfänger. Dadurch kann keine Trennung der beiden Ziele vorgenommen werden. Im Gegensatz dazu können Puls P_{r3} und P_{r4} empfangen und getrennt werden, da diese zeitlich weit genug voneinander entfernt sind.

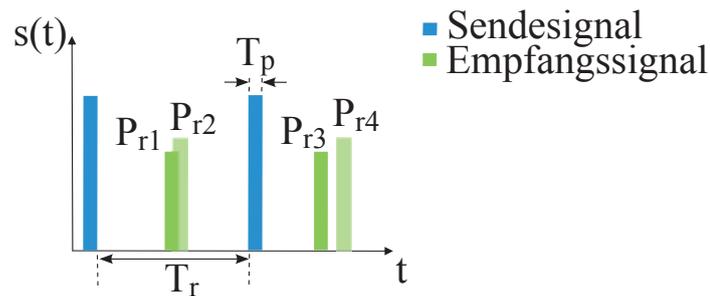


Abbildung 3.4: Entfernungsauflösung eines Pulsradars.

Die Entfernungsauflösung ΔR wird durch die Dauer des Sendepulses T_p bestimmt, Gleichung (3.7). Demnach lassen sich zwei Ziele nur trennen, wenn die Laufzeitdifferenz größer als T_p ist.

$$\Delta R = \frac{c}{2} \cdot T_p \quad (3.7)$$

Die Eindeutigkeit beschreibt einen Wert, bei dem ein Empfangssignal einem Ziel und damit einem *Messwert eindeutig zugeordnet werden kann*. Im Falle einer eindeutigen Entfernungsmessung wird dies durch den Wert R_{\max} angegeben. Dieser beschreibt die maximale Entfernung, in der ein Ziel eindeutig gemessen werden kann. Ist die Laufzeit des Echosignals größer als die Zeit zwischen den ausgesendeten Pulsen, so wird ein anderer Sendepuls als Urheber angenommen und die Entfernung falsch berechnet. Die Entfernungseindeutigkeit R_{\max} ist daher von der Pulswiederholzeit T_r abhängig, Gleichung (3.8).

$$R_{\max} = \frac{c}{2} \cdot T_r \quad (3.8)$$

Neben der Entfernungsmessung wurde bereits die Geschwindigkeitsmessung erwähnt. Die Messung der Geschwindigkeit mit nur einem Sendepuls ist jedoch nicht möglich. Dazu muss das Radar eine Pulssequenz aussenden. In diesem Fall wird von einem Pulsdopplerradar gesprochen. Durch eine Speicherung der aufeinanderfolgenden Empfangssignale und einer Frequenzanalyse ist die Geschwindigkeit berechenbar, wie im Folgenden erklärt wird.

3.3 Geschwindigkeitsmessung

Eine technische Stärke der Radartechnik ist die genaue Messung der radialen Geschwindigkeit, welche durch Ausnutzung des Doppler-Effektes (Christian Doppler)

realisiert wird [HMS04]. Der Doppler-Effekt beschreibt die Veränderung der Empfangsfrequenz zur Sendefrequenz, welche in Abhängigkeit der radialen Geschwindigkeit des Senders / Empfängers und reflektierenden Zieles zueinandersteht. Neben den Pulsdopplerradaren bieten **Monofrequente Dauerstrichradare**, (Continuous Wave (CW)-Radar), eine Sendesignalmöglichkeit für den Automobilbereich, bei dem die radiale Geschwindigkeit direkt gemessen werden kann. Bei diesem Prinzip wird permanent gesendet und permanent empfangen, Abbildung 3.5.

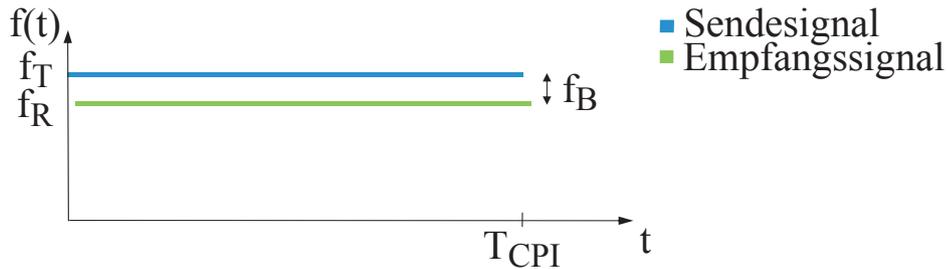


Abbildung 3.5: Monofrequentes Dauerstrichradar.

Die Frequenzverschiebung f_B des Empfangssignals zum Sendesignal ist bei einem bewegten Objekt durch den Doppler-Effekt bestimmt. Zur Herleitung wird ein sinusförmiges Signal $s_T(t)$ mit einer Frequenz f_T gesendet, Gleichung (3.9).

$$s_T(t) = \sin(2\pi f_T t) \quad (3.9)$$

Die Signallaufzeit $\tau(t)$ wird durch die Entfernung R des Zieles bestimmt, vgl. Gleichung (3.2). Bewegt sich das Ziel jedoch mit einer Geschwindigkeit v_r , so ändert sich die ursprüngliche Entfernung R des Zieles um $v_r t$ innerhalb der Zeit t (zeitvariante Entfernung) und die Signallaufzeit lässt sich durch Erweiterung der Gleichung (3.2) zu (3.10) bestimmen.

$$\tau(t) = 2 \frac{R + v_r t}{c} \quad (3.10)$$

Das reflektierte und am Sender empfangene Signal $s_R(t)$ ist durch die Laufzeit $\tau(t)$ verschoben. Wird dies in Gleichung (3.9) beachtet, so ergibt sich Gleichung (3.11).

$$s_R(t) = \sin(2\pi f_T (t - \tau(t))) \quad (3.11)$$

$\tau(t)$ wird in Gleichung (3.11) eingesetzt, das Argument des Sinus aufgelöst und nach t zusammengefasst, Gleichung (3.12). Diese beinhaltet die Verschiebung der Frequenz durch die Geschwindigkeit und eine konstante Phasendrehung ϕ durch die Entfernung R . Die Frequenzverschiebung wird zu f_R zusammengefasst, Gleichung (3.13).

$$s_R(t) = \sin\left(2\pi\left(f_T - f_T \frac{2v_r}{c}\right)t + \phi\right) \quad (3.12)$$

$$s_R(t) = \sin(2\pi f_R t + \phi) \quad (3.13)$$

Der Unterschied zwischen Sende- und Empfangsfrequenz ist die Dopplerfrequenz f_D , welche durch Einsetzung von f_R aus Gleichungen (3.12), (3.13) in Gleichung (3.14) hergeleitet wird. Es ergibt sich Gleichung (3.15).

$$f_D = f_R - f_T \quad (3.14)$$

$$\Rightarrow f_D = f_B = -f_T \frac{2v_r}{c} = -\frac{2v_r}{\lambda} \quad (3.15)$$

Zur Messung der Dopplerfrequenz wird das Empfangssignal eines Continuous Wave (CW)-Radars analog zum LFMCW-Radar mit der Sendefrequenz in das Basisband gemischt. Nach einer Fouriertransformation ergibt sich dadurch die Dopplerfrequenz f_D als lokales Maximum im Spektrum. Entfernt sich ein Ziel vom Radar, so ist die Dopplerfrequenz negativ. Bewegt sich das Ziel auf das Radar zu, so ist die Dopplerfrequenz positiv. Durch den Doppler-Effekt kann nur die relative radiale Geschwindigkeit bestimmt werden. In automobilen Anwendungen ist jedoch zusätzlich zur radialen Geschwindigkeit v_r , die tangentielle Geschwindigkeit v_t und die daraus resultierende tatsächliche Geschwindigkeit v bezüglich des kartesischen Koordinatensystems von Bedeutung, da sich das eigene Fahrzeug und die anderen Verkehrsteilnehmer bewegen, Abbildung 3.6.

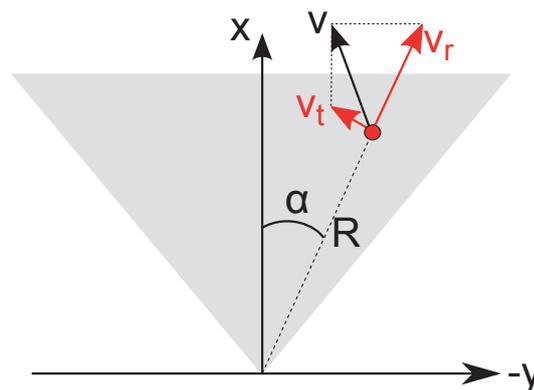


Abbildung 3.6: Zusammenhang zwischen den Geschwindigkeiten.

Zur Berechnung der tatsächlichen Geschwindigkeit muss die Eigengeschwindigkeit $v_{\text{ego,vehicle}}$ bekannt sein und mit der relativen radialen Geschwindigkeit verarbeitet werden. Dazu werden Tracking-Methoden verwendet oder die laterale Geschwindigkeitsmessung nach Fölster [RFR07]. Dadurch lassen sich auch Geschwindigkeiten von Fahrzeugen an Kreuzungen genau messen.

3.3.1 Qualität der Geschwindigkeitsmessung

Wie bereits bei der Entfernungsmessung angesprochen, wird für die Geschwindigkeitsmessung ebenfalls eine Genauigkeit, Auflösung und Eindeutigkeit angegeben. Während die Genauigkeit wieder von dem SNR abhängt, ist die Geschwindigkeitsauflösung Δv_r von der Auflösung der Dopplerfrequenz Δf_D abhängig, Gleichung (3.16).

$$\Delta v_r = \frac{\lambda}{2} \cdot \Delta f_D \quad (3.16)$$

Die Dopplerfrequenz wird durch die Fast Fourier Transformation (FFT) berechnet. Mit der Messdauer T_{CPI} berechnet sich die Dopplerfrequenzauflösung zu $\Delta f_D = \frac{1}{T_{\text{CPI}}}$. Die Geschwindigkeitsauflösung lässt sich damit abhängig von der Messdauer und Wellenlänge λ darstellen, Gleichung (3.17).

$$\Delta v_r = \frac{\lambda}{2} \cdot \frac{1}{T_{\text{CPI}}} \quad (3.17)$$

Die Eindeutigkeit wird durch die maximal darstellbare Frequenz bestimmt. Dabei korrespondiert die maximale Frequenz zur maximalen Geschwindigkeit, die minimale Frequenz zur minimalen Geschwindigkeit. Diese Frequenz ist bei CW-Radaren prinzipiell „grenzenlos“, da kontinuierlich gesendet und empfangen wird.

Wird ein Pulsdopplerradar verwendet, so wird die maximale Geschwindigkeit zwar auch durch die maximal darstellbare Frequenz bestimmt, diese ist allerdings von der Pulswiederholfrequenz (PRF), welche den Abstand zwischen den einzelnen Pulsen T_r einer Messung beschreibt, abhängig. Für die eindeutige Geschwindigkeit ergibt sich Gleichung (3.18).

$$|v_{r,\text{max}}| = \frac{\lambda}{2} \cdot PRF$$
$$|v_{r,\text{max}}| = \frac{\lambda}{2} \cdot \frac{1}{T_r} \quad (3.18)$$

Im Automobilbereich sind die Geschwindigkeitsmessung und die Eindeutigkeit besonders wichtig. Daher ist zu beachten, dass die Signalparameter so gewählt werden, dass der Eindeutigkeitsbereich groß genug ist. Wird ein kleinerer Eindeutigkeitsbereich gewählt und bewegt sich das eigene Fahrzeug mit dem Radarsensor schneller als $v_{r,max}$, so können stationäre Ziele nicht eindeutig zugeordnet werden. Auch Geschwindigkeiten langsam laufender Fußgänger können dann außerhalb des Eindeutigkeitsbereichs liegen.

3.4 Gleichzeitige Entfernungs- und Geschwindigkeitsmessung

Neben Signalformen, die eine Entfernungs- oder Geschwindigkeitsmessung erlauben, gibt es Sendesignale, die eine gleichzeitige Messung von Entfernung und Geschwindigkeit eines einzigen Ziels innerhalb eines Messzyklus von T_{CPI} realisieren können. Bei dem LFM CW-Sendesignal spiegeln sich beide Objektparameter in der Frequenzmessung f_B wider, sofern es sich um ein bewegtes Objekt handelt. Diese Frequenzverschiebung besteht aus einem Doppleranteil f_D , welcher durch die radiale Geschwindigkeit hervorgerufen wird und einem Laufzeitanteil f_τ , der durch die Entfernung des Ziels entsteht, Gleichung (3.19).

$$\begin{aligned}
 f_B &= f_D - f_\tau \\
 &= -\frac{2}{\lambda} v_r - \frac{2}{c} \frac{f_{Hub}}{T_{CPI}} R
 \end{aligned}
 \tag{3.19}$$

Die Frequenzverschiebung f_B beinhaltet in diesem Fall sowohl Entfernung als auch Geschwindigkeit eines Ziels. Aufgrund zwei unbekannter Variablen R und v_r in einer

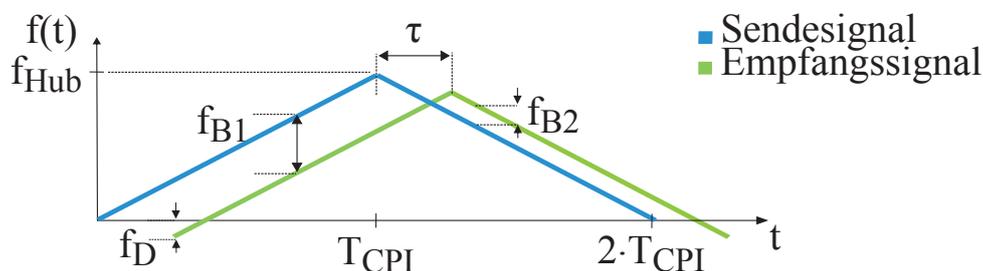


Abbildung 3.7: LFM CW-Sendesignal mit Upchirp und Downchirp.

Gleichung können beide Objektparameter allerdings nicht innerhalb einer Messung bestimmt werden. Wird eine zweite Messung durchgeführt, so können zwei Frequenzverschiebungen f_{B1} und f_{B2} gemessen werden, Abbildung 3.7.

Aus den beiden Frequenzverschiebungen lassen sich zwei Gleichungen in Abhängigkeit von R und v_r aufstellen, Gleichungen (3.20), (3.21).

$$f_{B1} = -\frac{2}{\lambda} v_r - \frac{2}{c} \frac{f_{Hub}}{T_{CPI}} R \quad (3.20)$$

$$f_{B2} = -\frac{2}{\lambda} v_r + \frac{2}{c} \frac{f_{Hub}}{T_{CPI}} R \quad (3.21)$$

Es entsteht ein Gleichungssystem, welches nach R und v_r gelöst werden kann, Gleichung (3.22) und (3.23).

$$R = -\frac{f_{B1} - f_{B2}}{4} \cdot \frac{c \cdot T_{CPI}}{f_{Hub}} \quad (3.22)$$

$$v_r = -\frac{f_{B1} + f_{B2}}{4} \lambda \quad (3.23)$$

In einer Einzielsituation werden zwei Frequenzverschiebungen gemessen, dadurch lassen sich beide Objektparameter eindeutig berechnen. In Mehrzielsituationen entstehen jedoch Mehrdeutigkeiten im linearen Gleichungssystem und eine eindeutige Zuordnung von Entfernung und Geschwindigkeit ist nicht möglich. Es entstehen Ziele, die nicht wirklich vorhanden sind, sogenannte „Geisterziele“. Bei beispielsweise zwei Zielen ergeben sich im linearen Gleichungssystem vier Lösungsmöglichkeiten, die in Form von Mehrdeutigkeitsgeraden in Abbildung 3.8 dargestellt ist.

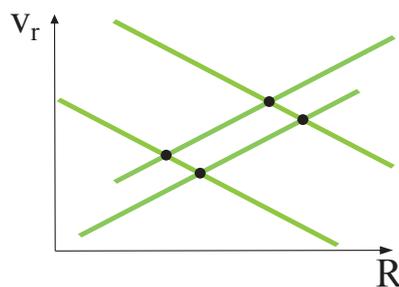


Abbildung 3.8: Mehrdeutigkeiten bei einer Zweizielsituation.

Diese Mehrdeutigkeiten werden durch mehrere Chirps mit unterschiedlicher linearer Modulation gelöst, um $n \cdot f_{Bn}$ zu messen, siehe Abbildung 3.9.

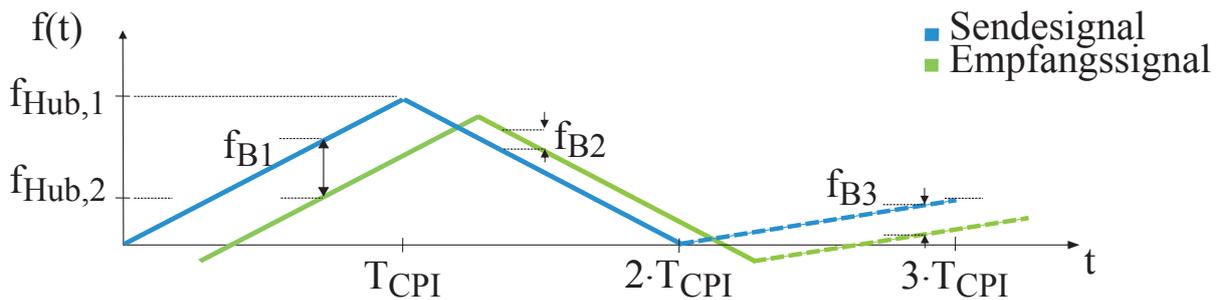


Abbildung 3.9: LFM CW-Sendesignal mit drei verschiedenen Bandbreiten.

Durch diesen dritten Chirp mit einer anderen Bandbreite lässt sich das lineare Gleichungssystem lösen und die gesuchten Messwerte berechnen.

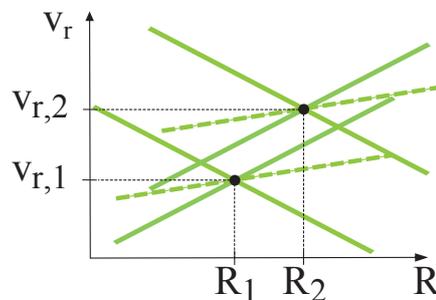


Abbildung 3.10: Auflösung der Mehrdeutigkeiten durch verschiedene Bandbreiten.

Zur Veranschaulichung werden die Mehrdeutigkeiten in der Rv -Ebene dargestellt, Abbildung 3.10. Die eindeutigen Messwerte der radialen Geschwindigkeit v_r und der Entfernung R ergeben sich aus den Schnittpunkten der Geraden.

3.4.1 Frequenzumgestastetes Radar

Eine weitere Sendesignalform wird durch ein **Frequenzumgestastetes Radar** (Frequency Shift Keying (FSK)-Radar) beschrieben. Diese Signalform basiert auf dem CW-Radar, sendet jedoch zwei unmodulierte Signale f_{A1} und f_{A2} im Frequenzabstand von f_{Shift} in zeitlich abwechselnder Form, Abbildung 3.11. Durch die Phasendifferenz der Empfangssignale wird die Entfernung bestimmt. Die Geschwindigkeit wird durch die Dopplerfrequenz gemessen.

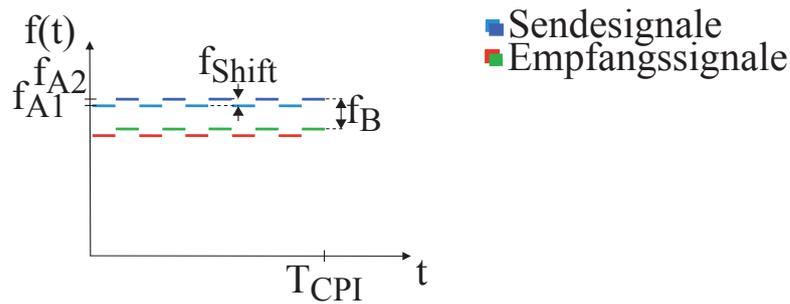


Abbildung 3.11: FSK-Sendesignal

Da die Trägerfrequenz des Sendesignals im Vergleich zum Frequenzabstand f_{Shift} groß ist, ist die Dopplerfrequenz beider Echosignale gleich. Dadurch lässt sich die radiale Geschwindigkeit berechnen, Gleichung (3.24).

$$f_B = f_{D,A1} = f_{D,A2} = -\frac{2}{\lambda} v_r \quad (3.24)$$

In der Frequenzmessung f_B ist ausschließlich eine Dopplerfrequenz und kein Laufzeitanteil vorhanden, weshalb die Entfernung nicht aus f_B bestimmt werden kann. Allerdings sind die Phasen der beiden Empfangssignale unterschiedlich. Aus der Phasendifferenz lässt sich die Entfernung bestimmen, Gleichung (3.25).

$$\begin{aligned} \Delta\varphi &= \varphi_{A1} - \varphi_{A2} \\ &= 2\pi f_{\text{Shift}} \tau \end{aligned} \quad (3.25)$$

Dazu wird Gleichung (3.25) nach τ umgeformt, in Gleichung (3.2) eingesetzt und nach R umgestellt. Es ergibt sich die Entfernung R , Gleichung (3.26).

$$R = \frac{c}{4\pi f_{\text{Shift}}} \Delta\varphi \quad (3.26)$$

Die Geschwindigkeitseindeutigkeit und -auflösung eines FSK-Radars verhält sich analog zu einem monofrequenten Radar. Die Eindeutigkeit der Entfernung ergibt sich aus der Phasemessung, welche in $\Delta\varphi = [0; \dots; 2\pi]$ eindeutig ist. Wird dies in Gleichung (3.25) eingetragen, so ergibt sich der Eindeutigkeitsbereich für die Entfernung zu Gleichung (3.27).

$$R_{\text{max}} = \frac{c}{2f_{\text{Shift}}} \quad (3.27)$$

Mehrere Ziele in verschiedener Entfernung aber mit gleicher Dopplerfrequenz können mit dieser Messmethode nicht eindeutig getrennt werden, da die Auflösung nur

anhand der Dopplerfrequenz möglich ist. Dies ist bei relativ gleich bewegten Zielen, wie stationären Zielen problematisch. Diese liegen im Empfangsspektrum alle an der gleichen Stelle und können nicht getrennt werden.

3.4.2 Kombinierte Sendesignalform

Aus der Einleitung und der Aufgabenstellung zur Fußgängererkennung im Nahbereich lässt sich ein Anforderungsprofil für einen Radarsensor erstellen. Besonders wichtig ist die eindeutige Messung von Entfernung und Geschwindigkeit in Mehrzielsituationen. Pulsradare, CW- oder FSK-Radare bieten eine eingeschränkte Möglichkeit, diese Eigenschaft zu erfüllen.

Ein speziell entwickeltes Multi Frequency Shift Keying (MFSK)-Sendesignal misst Entfernung und Geschwindigkeit eindeutig auch in Mehrzielsituationen [Mei01]. Es handelt sich dabei um die Zusammenführung von einer LFM CW- mit einer FSK-Sendesignalform, wobei die Vorteile der einzelnen Sendesignale genutzt und deren Nachteile eliminiert werden.

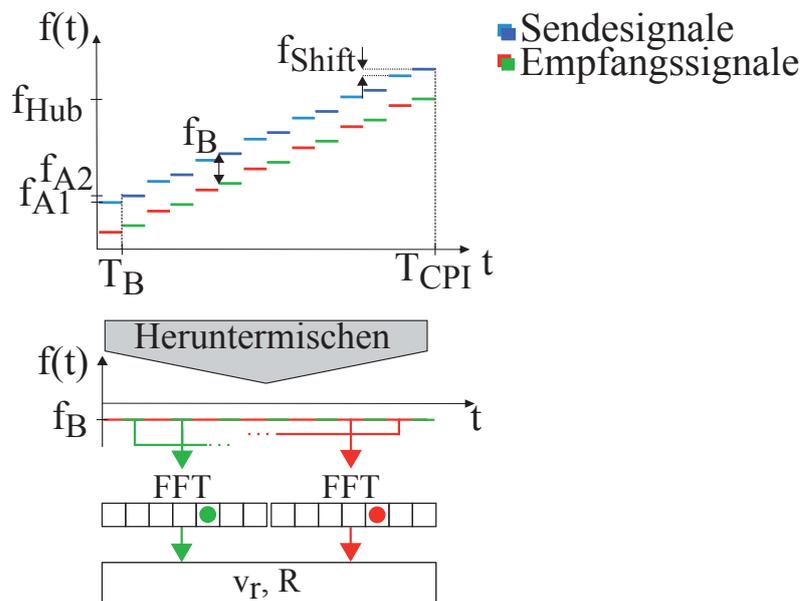


Abbildung 3.12: Linear Frequency Modulated Shift Keying (MFSK).

Abbildung 3.12 zeigt den Aufbau und die Signalverarbeitung eines MFSK-Sendesignals in abstrahierter Form. Die zwei ineinander verwobenen Sendesignale

f_{A1} und f_{A2} , mit einer Bandbreite von jeweils f_{Hub} und einem Frequenzversatz f_{Shift} zueinander, werden in einem Chirp mit positivem Frequenzhub der Messdauer T_{CPI} dargestellt. Jede einzelne Stufe wird Burst genannt, mit der Dauer von $T_B = \frac{T_{\text{CPI}}}{2 \cdot N_a}$.

Durch einen geringeren Frequenzversatz f_{Shift} im Vergleich zur Frequenzauflösung ist neben der Messung der Differenzfrequenz f_B der Sende- und Empfangsrampe ebenfalls eine Auswertung der Phasendifferenz $\Delta\varphi$ wie bei einem reinen FSK-Signal möglich [Mei01], [MR00].

Diese gleichzeitige Messung von f_B und $\Delta\varphi$ erlaubt eine eindeutige Zuordnung der Objektparameter. So entstehen keine Mehrdeutigkeiten. Mehrfache Messungen, wie bei einem LFM CW-Sendesignal, sind nicht notwendig.

Die Frequenzverschiebung f_B ergibt sich aus einem Anteil bedingt durch die Dopplereffekte f_D und einem Anteil bedingt durch die Signallaufzeit τ wie bei einem reinen LFM CW-Radar, beziehungsweise durch die Geschwindigkeit v_r und die Entfernung R , Gleichung (3.28).

$$f_B = -\frac{2}{\lambda} v_r - \frac{2f_{\text{Hub}}}{c T_{\text{CPI}}} R = f_D - f_\tau \quad (3.28)$$

Zur Phasenbestimmung werden die komplexen Basisbandsignale betrachtet. Aus den Signalphasen lässt sich die Phasendifferenz $\Delta\varphi$ bestimmen, Gleichung (3.29). Diese Phasen werden jeweils an den lokalen Maxima der Fourier-transformierten Empfangsspektren im Echosignal gemessen. Die Abtastfrequenz f_a entspricht $\frac{1}{T_B}$, wobei T_B die Dauer einer Stufe im Sendesignal ist, vgl. Abbildung 3.12.

$$\Delta\varphi = \frac{4\pi}{\lambda f_a} v_r - \frac{4f_{\text{Shift}}}{c} R \quad (3.29)$$

Gleichungen (3.28) und (3.29) können eindeutig nach R und v_r gelöst werden, da die Frequenzverschiebung und Phasendifferenz der Empfangssignale innerhalb einer Messung bestimmt werden können. Die Auflösungen ΔR und Δv_r für ein MFSK-Sendesignal werden aus der Bandbreite f_{Hub} sowie der Messdauer T_{CPI} bestimmt, Gleichung (3.30) und (3.31). Je größer die Bandbreite ist, desto höher ist die Entfernungsauflösung. Bei einer verlängerten Messdauer erhöht sich die Geschwindigkeitsauflösung.

$$\Delta R = \frac{c}{2} \frac{1}{f_{\text{Hub}}} \quad (3.30)$$

$$\Delta v_r = -\frac{\lambda}{2} \frac{1}{T_{\text{CPI}}} \quad (3.31)$$

Das MFSK-Sendesignal kann analog zum LFM CW-Sendesignal erweitert werden. Dazu werden Upchirp (positiver Frequenzhub), Downchirp (negativer Frequenzhub) und ein FSK-Signal hintereinander gesendet, Abbildung 3.13.

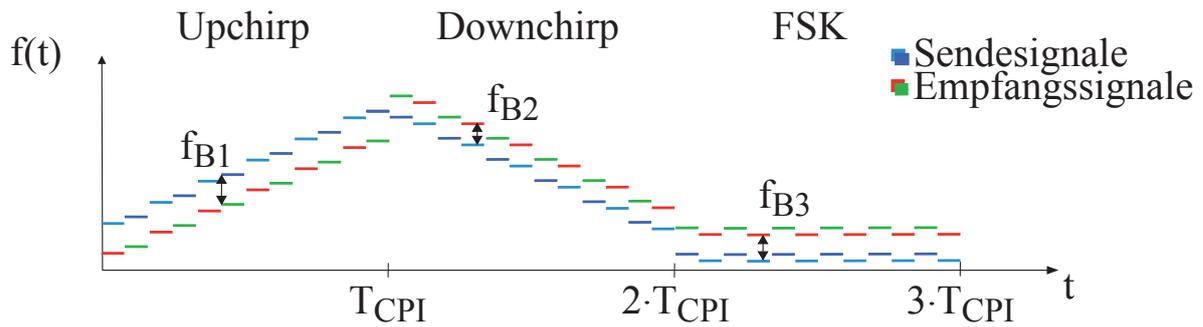


Abbildung 3.13: MFSK-Sendesignal.

Der Vorteil dieser Abfolge ist die Möglichkeit Frequenzverschiebung und Phasendifferenz jeden einzelnen Chirps zu messen und zusätzlich die Frequenzverschiebungen aufeinanderfolgender Chirps überlappend zu verarbeiten, um die Genauigkeit der Messung zu erhöhen. Mehrdeutigkeiten werden weiterhin durch die Phasenmessungen aufgelöst. Durch das zusätzliche FSK-Signal wird eine genaue Geschwindigkeitsmessung vorgenommen, da keine Entfernungsanteile in der Messung vorhanden sind. Diese Chirp-Abfolge wird in der vorliegenden Arbeit eingesetzt und für alle Messungen verwendet.

3.4.3 Chirp Sequenz

Mit einem einzigen Chirp Signal ist es nicht möglich, Entfernung und Geschwindigkeit eines bewegten Objektes unabhängig voneinander zu messen. MFSK-Radare verbessern diese Situation durch Phasen- und Frequenzmessungen, allerdings sind Phasenmessungen fehleranfälliger als Frequenzmessungen. Eine Sendesignalform, die diese Situation auffasst, sind Chirp Sequenzen (CS).

Der Unterschied von Chirp Sequenzen zu reinem LFM CW liegt dabei in der Sendedauer eines Chirps T_{Chirp} zur Sendedauer T_{CPI} . Die einzelnen Chirps sind um ein Vielfaches schneller, Abbildung 3.14. Das bedeutet, dass die entfernungsbedingte Frequenzverschiebung f_{τ} sehr groß ist. Die Dopplerfrequenz f_D bleibt bei der kurzen Sendedauer jedoch unverändert, wodurch die gesamte Frequenzverschiebung $f_B = f_D - f_{\tau}$ maßgeblich durch die Entfernung R beeinflusst ist. Die **Entfernungsmessung** kann dadurch nach jedem Chirp durchgeführt werden. Das Empfangssignal wird in das Basisband herunter gemischt. Daraus wird die Entfernung wie bei reinem LFM CW berechnet. Die Entfernungsauflösung ist durch Gleichung (3.30) bestimmt und von

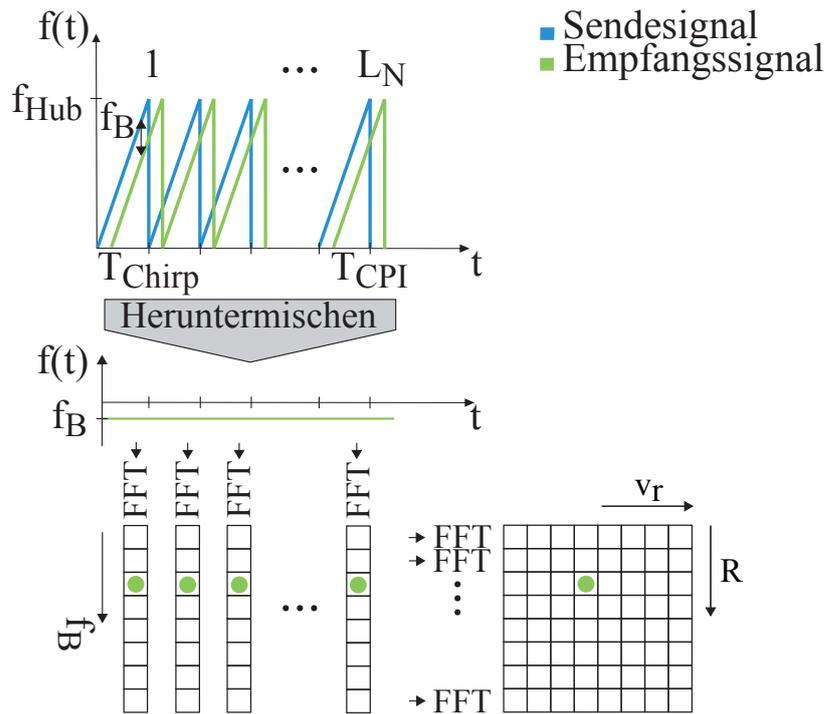


Abbildung 3.14: Chirp Sequenz.

der Bandbreite abhängig. Die **Geschwindigkeitsmessung** wird durch die Messung der Dopplerfrequenz realisiert. Diese ist bei einer sehr kurzen Chirpdauer zunächst vernachlässigbar. Werden allerdings L_N aufeinanderfolgende Chirps gesendet, so ist es möglich, die Phasenverschiebung aufeinanderfolgender Chirps auszuwerten. Die Dopplerfrequenz ist in der Phasenverschiebung enthalten und lässt sich durch eine Fouriertransformation berechnen. Die Geschwindigkeitsauflösung bestimmt sich durch die Messdauer nach Gleichung (3.31). Entfernung und Geschwindigkeit sind nach einer zweidimensionalen FFT in einer Range-Doppler-Matrix gegeben.

3.5 Azimutwinkelmessung

Der Azimutwinkel kann durch verschiedene Ansätze gemessen werden. Aus der Flugüberwachung und dem Schiffsverkehr sind rotierende Antennen mit starker Bündelung der Hauptantennenkeule bekannt. Der Azimutwinkel eines detektierten Objektes wird bei diesen Systemen anhand der mechanischen Rotation bestimmt. Dazu ist die Zuordnung der Zeitpunkte ausgesendeter Radarsignale zu den Rotationswinkeln des Systems notwendig.

Verfügt der Sensor über ein Mehrantennensystem im Empfangsteil, so ist ebenfalls eine Azimutwinkelmessung möglich. Die Monopulstechnik beschreibt die Winkelmessung auf Basis des Laufzeitunterschiedes zwischen den Empfangsantennen. Über die Phasenauswertung und den bekannten geometrischen Abstand d_{RX} von mindestens zwei Empfangsantennen RX_1 und RX_2 kann der Einfallswinkel des Empfangssignals berechnet werden, Abbildung 3.15. Dieser entspricht dem Azimutwinkel α [Pee98].

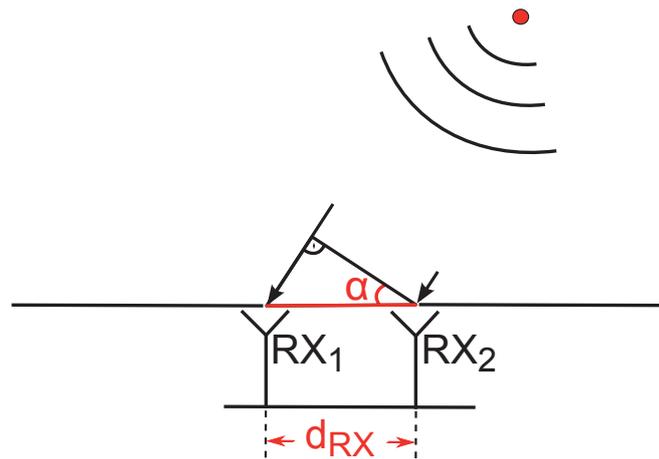


Abbildung 3.15: Monopulverfahren bei zwei Empfangsantennen RX_1 , RX_2 .

Das Empfangssignal an beiden Empfangsantennen wird parallel herunter gemischt und prozessiert. Aus den komplexwertigen Empfangssignalen S_1 an Antenne 1 und S_2 an Antenne 2 wird der Phasenunterschied φ_α berechnet, der durch die Geometrie bedingt den Azimutwinkel bestimmt, Gleichung (3.32).

$$\varphi_\alpha = \arg(S_2) - \arg(S_1)$$

$$\varphi_\alpha = d_{RX} \cdot \sin(\alpha)$$

$$\varphi_\alpha = \frac{\lambda}{2} \cdot \sin(\alpha) \quad (3.32)$$

Der maximale Azimutwinkel beträgt aufgrund des eindeutigen Phasenunterschieds $\pm 90^\circ$. Dies wird für einen Antennenabstand von $d_{RX} = \frac{\lambda}{2}$ erreicht, vgl. Gleichung (3.32). Werden Mehrantennentechniken und ein digitales Beamforming verwendet, ist es zusätzlich möglich, den Winkel aufzulösen. Dazu wird ein lineares Antennenarray aus N_{RX} Empfangsantennen im Abstand von $\frac{\lambda}{2}$ betrachtet. Das Empfangssignal liegt an

jeder Antenne an. Aus dem Phasenunterschied φ_α benachbarter Antennen wird der Azimutwinkel α berechnet.

Wird ein Chirp Sequenz (CS)-Radar betrachtet, so lässt sich die Range-Doppler-Matrix aus Abbildung 3.14 um eine Dimension erweitern, da jede der N_{RX} Antennen das reflektierte Radarsignal empfängt. Dadurch ist es möglich, eine Fouriertransformation bezüglich eines Zieles in Richtung der dritten Dimension durchzuführen und die Phasenverschiebung aus dem Maximum zu bestimmen, wie in Abbildung 3.16 dargestellt ist.

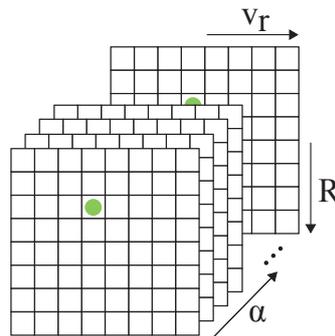


Abbildung 3.16: Bestimmung des Azimutwinkels mit einer Arrayantenne.

Die Azimutauflösung ist durch die Apertur der Antenne gegeben, Gleichung (3.33). Bei digitalem Beamforming ist die Azimutauflösung durch den Sinus-Zusammenhang zusätzlich von der Winkelzahl N_w , unter dem das lokale Maximum im Spektrum gesehen wird, abhängig. Dadurch werden kleine Azimutwinkel feiner aufgelöst als große Azimutwinkel.

$$\Delta\alpha \approx \frac{2}{N_w\lambda} \quad (3.33)$$

Je nach Applikation im Fahrzeug ist eine Azimutwinkelauflösung nicht zwingend notwendig. Besonders in ACC-Applikationen ist eine Messung des Azimutwinkels ausreichend. Werden urbane Situationen betrachtet, so ist eine Winkelauflösung notwendig. Straßen mit parkenden Fahrzeugen auf beiden Seiten weisen mehrere stationäre Objekte unter gleichen Entfernungen auf, welche durch die fehlende Winkelauflösung nicht getrennt werden können. Daher ist für die Anwendung der Fußgängererkennung im urbanen Bereich ein Mehrantennensystem zu bevorzugen.

3.6 Zusammenfassung der Radarmesstechnik

Je nach verwendeter Sendesignalform können Entfernung und Geschwindigkeit eindeutig in Mehrzielsituationen gemessen werden. Die Auflösung in Entfernung hängt von der Bandbreite des Sendesignals ab, die Geschwindigkeitsauflösung von der Messdauer. Die Messung des Azimutwinkels kann ohne mechanische Rotation durchgeführt werden, sofern mindestens zwei Antennen vorhanden sind. Bei einem Mehrantennensystem kann der Azimutwinkel aufgelöst werden.

Die Anforderungen an einen Radarsensor zur Fußgängererkennung sind in Kapitel 2.2 angesprochen worden. Für den Automobilbereich müssen Mehrzielsituationen in kurzer Messdauer erfasst werden. In der Fußgängererkennung sind eine Geschwindigkeits- und Entfernungsauflösung wichtig sowie eine Azimutaufklärung von Vorteil. Auch der Eindeutigkeitsbereich der Messparameter spielt eine große Rolle. Eine Zusammenfassung der beschriebenen Sendesignalformen und ihrer Leistungsfähigkeit ist in Tabelle 3.2 gegeben.

Eigenschaft	CW	LFMCW	FSK	MFSK	CS
Mehrzielfähigkeit	✗	✓	✓	✓	✓
Geisterziele	✓	✗	✓	✓	✓
Auflösung in R	✗	✓	✗	✓	✓
Auflösung in v_r	✓	✓	✓	✓	✓
Genauigkeit	✓	✓	✗	✗	✓
Messdauer	✓	✗	✓	✓	✓
Komplexität	✓	✓	✓	✓	✗

Tabelle 3.2: Leistungsfähigkeit der vorgestellten Sendesignalformen.

Prinzipiell sind alle Radarsendesignale im Automobilbereich verwendbar. Für die Fußgängerklassifikation sollten jedoch MFSK-Sendesignale oder CS-Sendesignale verwendet werden. Diese ermöglichen die Messung aller Objektparameter in kurzer Zeit. Sie bieten eine Auflösung in Mehrzielsituationen sowie eine Auflösung in Entfernung, Geschwindigkeit und bei Mehrantennensystemen auch eine Azimutwinkelauflösung. Die Entfernungsauflösung wird durch die maximal zulässige Bandbreite für Radarsensoren im 24 GHz Band von 200 MHz begrenzt. Die resultierende Entfernungsauflösung reicht für den Einsatz im Straßenverkehr aus. Aus diesem Grunde

sind diese beiden Sendesignale für die Anwendung zur Fußgängererkennung geeignet, Tabelle 3.3.

Anwendung	CW	LFMCW	FSK	MFSK	CS
Fußgängererkennung	✗	✗	✗	✓	✓

Tabelle 3.3: Sendesignale zur Fußgängererkennung im Straßenverkehr.

Die genaueren Anforderungen eines Radarsensors zur Fußgängerklassifikation sind in Tabelle 3.4 gegeben, welche Tabelle 2.2 aus dem vorherigen Kapitel erweitert.

Entfernungsmessung	Eindeutigkeit R_{\max}	150 m
	Auflösung ΔR	1,0 m
	Genauigkeit \hat{R}	$\pm 0,1$ m
Geschwindigkeitsmessung	Eindeutigkeit $\nu_{r,\max}$	± 50 m/s
	Auflösung $\Delta \nu_r$	0,1 m/s
	Genauigkeit $\hat{\nu}_r$	$< 0,1$ m/s
Azimutwinkelmessung	Eindeutigkeit α_{\max}	$\pm 45^\circ$
	Auflösung $\Delta \alpha$	5°
	Genauigkeit $\hat{\alpha}$	1°

Tabelle 3.4: Anforderungen eines Radarsensors zur Fußgängerklassifikation.

Aus den genannten Gründen werden MFSK- beziehungsweise CS-Sendesignale zur Fußgängerklassifikation verwendet. Parameter eines exemplarischen MFSK-Radarsensors sind in Tabelle 3.5 gegeben. Dieser Radarsensor wird bereits vielfach in der Automobilindustrie zur Abstandskontrolle und Totwinkelüberwachung verwendet [Sma11]. Dieser Sensor wird in der weiteren Arbeit verwendet. Die Auswahl fiel auf genau diesen Radarsensor, da die Parameter mit den Anforderungen aus Tabelle 3.4 weitestgehend übereinstimmen. Für den MFSK-Radarsensor ergibt sich durch einen Messzyklus von $T_{\text{CPI}} = 39$ ms eine Dopplerauflösung von $\Delta f_D = 28$ Hz und damit die Geschwindigkeitsauflösung zu $\Delta \nu_r = 0,16$ m/s. Der Frequenzhub von $f_{\text{Hub}} = 200$ MHz bestimmt die Entfernungsauflösung zu $\Delta R = 0,75$ m. Durch eine Sendeanenne und zwei Empfangsantennen kann der Azimutwinkel mit einem Phasemonopulsverfahren gemessen werden. Eine Azimutwinkelauflösung ist mit zwei Empfangsantennen nicht möglich.

Der Sensor erlaubt MFSK-Sendesignale mit positivem, negativem oder keinem Frequenzhub zu senden. Dadurch werden Upchirps, Downchirps oder FSK-Signale gesendet. Für diese Arbeit ist der Sensor auf die Konfiguration „Upchirp \rightarrow Downchirp

Trägerfrequenz	f_T	24 GHz
Messzyklus	T_{CPI}	39 ms
Entfernungsmessung	Eindeutigkeit R_{\max}	180 m
	Auflösung ΔR	0,75 m
	Genauigkeit \hat{R}	$\pm 0,25$ m
Geschwindigkeitsmessung	Eindeutigkeit $v_{r,\max}$	± 70 m/s
	Auflösung Δv_r	0,16 m/s
	Genauigkeit \hat{v}_r	$< 0,07$ m/s
Winkelmessung	Eindeutigkeit α_{\max}	$\pm 35^\circ$
	Auflösung $\Delta \alpha$	-
	Genauigkeit $\hat{\alpha}$	1°

Tabelle 3.5: Parameter eines 24 GHz MFSK-Radarsensors.

→ FSK-Signal“ eingestellt, die hintereinander mit je einer Zykluszeit von $T_{CPI} = 39$ ms gesendet werden, vgl. Abbildung 3.13. Die Auswertung der Echosignale wird sequenziell und überlappend durchgeführt. Das bedeutet, dass zunächst ein Upchirp durch die Frequenz- und Phasenmessung ausgewertet wird. Sobald ein nachfolgender Downchirp empfangen wird, werden zusätzlich die Frequenz- und Phasenmessungen beider Chirps verwendet, um genauere Messergebnisse berechnen zu können. So ist zu jedem Zeitpunkt eine eindeutige Messung vorhanden, deren Genauigkeit durch eine weitere Frequenzmessung des nächsten Messzyklus verbessert wird. Zusätzlich zum MFSK-Radar wird ein CS-Radar für die gleichen Objekte und Situationen in dieser Arbeit betrachtet. Das Verhalten der Empfangssignale bei der Messung verschiedener Objekte im Straßenverkehr wird in Bezug auf die beiden Sendesignalformen untersucht.



4 Objektmodelle im Straßenverkehr

Ermöglicht der Radarsensor eine Unterscheidung der Echosignale verschiedener Objekte, besteht ein enormer Vorteil für jede sicherheitsrelevante Anwendung im Straßenverkehr. Beispielsweise kann im Falle eines Aufpralls mit einem Fußgänger ein Außenairbag ausgelöst werden, ein Signalton ertönen, ein Ausweichmanöver oder unterstützende Bremsfunktionen aktiviert werden. Wird jedoch eine unvermeidliche Kollision mit einem anderen Fahrzeug erwartet, sind diese Maßnahmen nicht wirkungsvoll. Hier gilt es, den Autofahrer selbst durch Innenairbags und Gurtstraffer-Systeme zu schützen. Eine zuverlässige Klassifikation von Fahrzeugen und Fußgängern kann die Sicherheit im Straßenverkehr für alle Teilnehmer verbessern.

Um diese Aufgabe zu erfüllen, ist ein Vorwissen über das Aussehen und die Eigenschaften der Objekte in Form der Messgrößen eines Radarsensors notwendig.

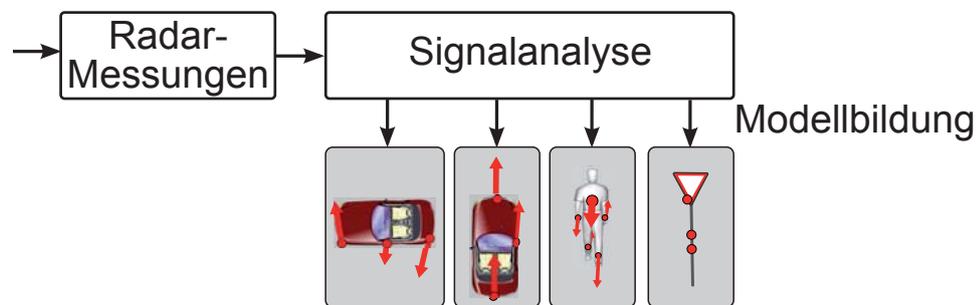


Abbildung 4.1: Modellbeschreibung im Kontext der Signalverarbeitung.

Hierfür ist die Sendesignalform ausschlaggebend, denn die physikalischen Eigenschaften verschiedener Objekte können nur in den Radarempfangssignalen einer geeigneten Signalform erkannt werden. Durch eine Objekt- und Radarempfangssignalanalyse werden Modelle von Fahrzeugen, Fußgängern und stationären Objekten erstellt. Dabei wird zwischen longitudinal und lateral bewegten Objekten unterschieden.

In Abbildung 4.1 ist die in diesem Kapitel betrachtete Signalverarbeitung zur Fußgängerklassifikation dargestellt. Die Radarmessungen werden zunächst auf verschiedene objektspezifische physikalische Eigenschaften hin analysiert. Aus diesen Eigenschaften wird ein Modell gebildet und dieses mit den gemessenen Radarempfangssignalen in der weiteren Arbeit verglichen. Entspricht ein Radarempfangssignal einem Modell, so werden die korrespondierenden Objektparameter in diese Klasse eingeteilt. Dadurch kann ein Bild der Umgebung erstellt werden, das erklärt, an welcher Position sich ein Objekt befindet und mit welcher Geschwindigkeit es sich bewegt. Dieser Sachverhalt ist in Abbildung 4.2 exemplarisch dargestellt.

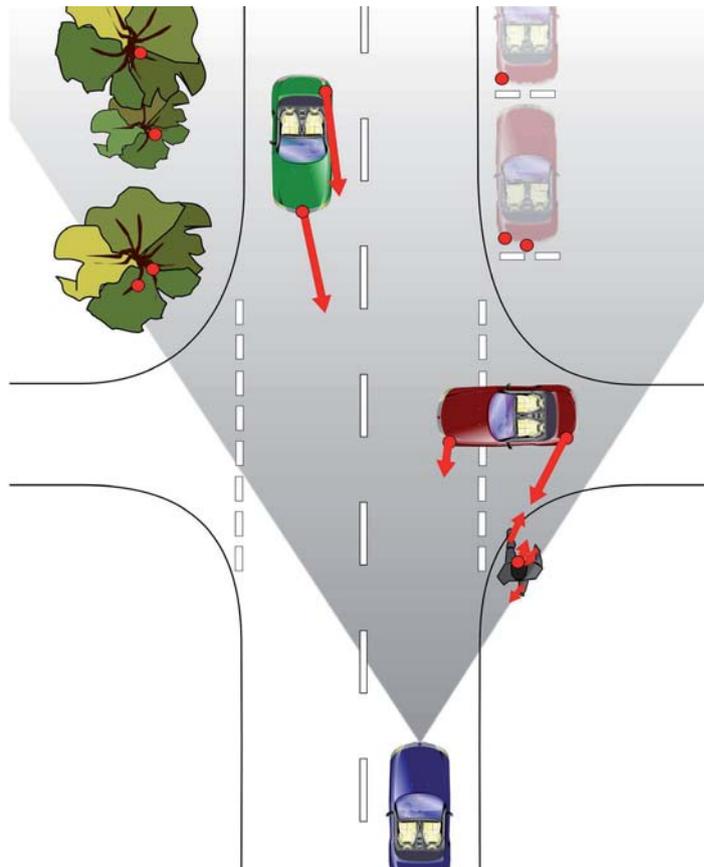


Abbildung 4.2: Verkehrssituation mit Reflexionspunkten verschiedener Objekte.

Zunächst werden die geometrische Länge und die kinematische Breite eines Fahrzeugs und eines Fußgängers jeweils in longitudinaler und lateraler Bewegungsrichtung, sowie stationäre Objekte beschrieben und simuliert. Dabei wird auf die charakteristischen Eigenschaften der Objekte im Radarempfangssignal und auf die berechneten Objektparameter eingegangen. Die Modelle werden durch Simulationen und Messungen verifiziert.

4.1 Geometrische Länge und kinematische Breite

Die von einem Radar zu messenden Objekte werden im Allgemeinen als Punktziele beschrieben. Dazu entspricht die Entfernungsauflösung ungefähr der Abmessung eines Ziels. Es werden allerdings auch Radarsensoren mit höherer Auflösung entwickelt, welche eine geometrische Länge und kinematische Breite der Ziele beschreiben können. Diese Art von Sensoren spielt in dem betrachteten Anwendungsbereich eine große Rolle, denn hochauflösende Radarsensoren mit eindeutiger Messung von Mehrzielsituationen bieten die Möglichkeit, weitere, über die Zieldetektion hinausgehende Merkmale zu beschreiben. Diese Merkmale werden zur Klassifikation genutzt. Im Folgenden werden zwei geometrische Längen und eine kinematische Breite verschiedener Objekte beschrieben und auf die Radarmessung übertragen.

4.1.1 Geometrische Länge

Die **geometrische Länge** L_{geo} eines Ziels basiert auf der räumlichen Abmessung und kann beschrieben werden, wenn diese größer als die Entfernungsauflösung ΔR des Radarsensors ist. In diesem Fall wird das Ziel in mehreren benachbarten Entfernungstoren gemessen. Dies ist in Abbildung 4.3 exemplarisch mit einer hohen Auflösung von $\Delta R = 1,0\text{ m}$ und einer geringeren Auflösung von $\Delta R = 10,0\text{ m}$ dargestellt. Bei hoher Auflösung erscheint ein Fahrzeug mit einer ausgedehnten Länge, da die Reflexionspunkte in mehreren benachbarten Entfernungszellen liegen und dadurch sichtbar sind, welches durch zwei Reflexionspunkte in verschiedenen Zellen angedeutet ist.

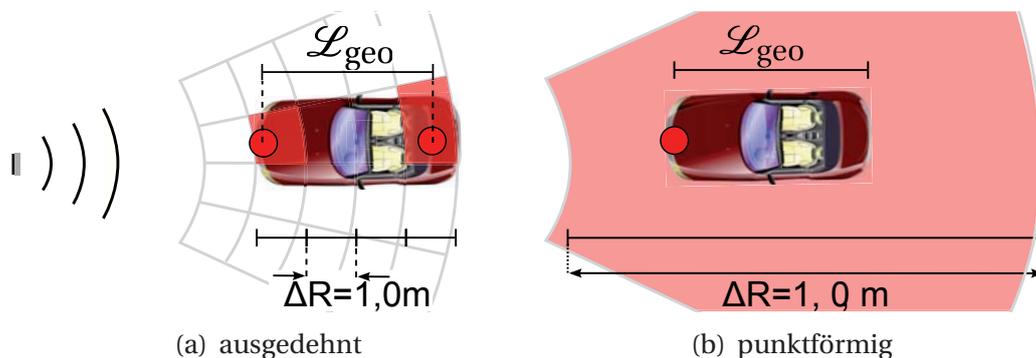


Abbildung 4.3: Geometrische Länge in Entfernung.

Bei geringer Auflösung erscheint ein Fahrzeug mit einer punktförmigen Länge in Entfernung, da die Reflexionspunkte alle in einer Zelle liegen. Es ist daher nur der stärkste Reflexionspunkt beziehungsweise eine Überlagerung aller Reflexionspunkte sichtbar.

Wird dies direkt auf eine Radarmessung übertragen, so zeigt sich im Empfangssignal über der Zeit ein ausgedehntes oder ein punktförmiges geometrisches **Entfernungsprofil**, welches einzig abhängig von der Entfernungsauflösung ΔR des Radarsensors ist, Abbildung 4.4. Der Begriff des Entfernungsprofils beschreibt allgemein die Form der lokalen Maxima eines Objektes im Echosignal.

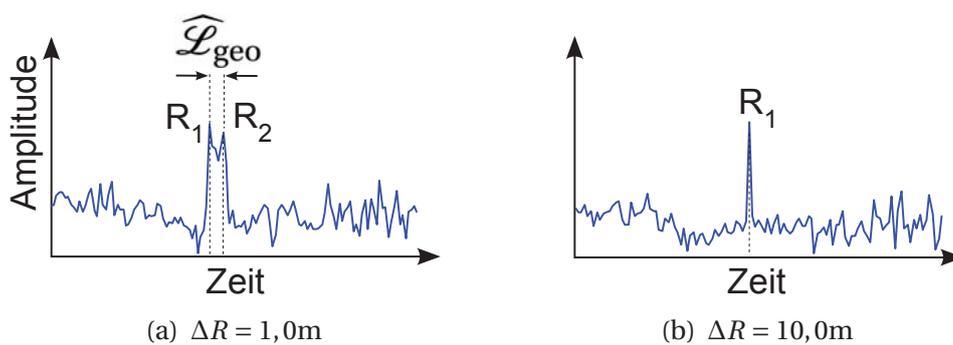


Abbildung 4.4: Radarempfangssignal eines Fahrzeugs.

Physikalisch wird die geometrische Länge mit der Größe \mathcal{L}_{geo} beschrieben. Die im Echosignal gemessene Länge, beziehungsweise das Entfernungsprofil wird $\widehat{\mathcal{L}}_{\text{geo}}$ genannt und entspricht dem Vielfachen k_R der Auflösungszelle ΔR , Gleichung (4.1).

$$\widehat{\mathcal{L}}_{\text{geo}} = k_R \cdot \Delta R \quad \text{mit } k_R > 1 \quad (4.1)$$

4.1.2 Geometrische Länge in Azimutrichtung

Verfügt der Sensor über eine hohe Azimutauflösung, so kann eine zweite **geometrische Länge in Azimutrichtung** \mathcal{A}_{geo} bestimmt werden. Bei hoher Azimutauflösung erscheint das Fahrzeug mit einer ausgedehnten Länge, sofern die Abmessungen größer als die Auflösungszelle sind. Im anderen Fall wird das Fahrzeug mit einer punktförmigen Länge in Azimut gemessen. Exemplarisch ist dies an einem Fahrzeug dargestellt, welches sich in lateraler Richtung statisch zum Radar befindet, Abbildung 4.5.

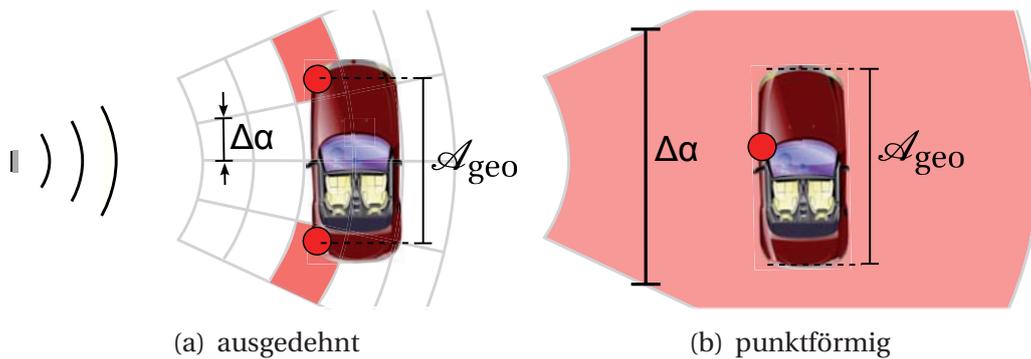


Abbildung 4.5: Geometrische Länge in Azimut.

Dies wird ebenfalls auf die Radarmessung übertragen. Dazu wird ein Sensor mit 64 Empfangsantennen und hoher Azimutaufösung, beziehungsweise ein Sensor mit 4 Empfangsantennen und niedriger Azimutaufösung und ein Fahrzeug in 30 m Entfernung betrachtet, Abbildung 4.6.

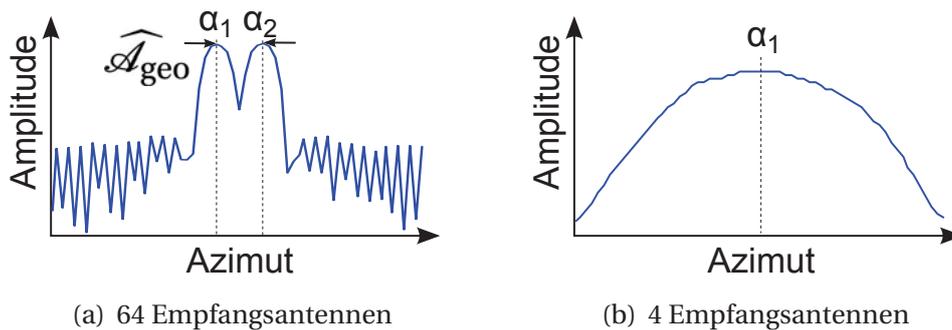


Abbildung 4.6: Radarempfangssignal eines Fahrzeugs.

Bei hoher Auflösung werden im Spektrum zwei charakteristische lokale Maxima gemessen. Daraus lässt sich die geometrische Länge \widehat{A}_{geo} als ausgedehnt beschreiben. Im Falle geringer Azimutaufösung werden ein einziges lokales Maximum und daher eine punktförmige geometrische Länge gemessen.

Allgemein wird im Spektrum von einem **Azimutprofil** gesprochen. Messtechnisch wird dieser Wert durch \widehat{A}_{geo} mit der Auflösungszelle $\Delta\alpha$ und dem Vielfachen k_α beschrieben, Gleichung (4.2).

$$\widehat{A}_{geo} = k_\alpha \cdot \Delta\alpha \quad \text{mit } k_\alpha > 1 \quad (4.2)$$

4.1.3 Kinematische Breite

Die **kinematische Breite** \mathcal{B}_{kin} basiert auf den kinematischen Eigenschaften eines Ziels und kann beschrieben werden, wenn diese größer als die Geschwindigkeitsauflösung Δv_r des Radarsensors ist. Analog zur geometrischen Länge kann es sich dabei um eine ausgedehnte oder eine punktförmige Breite handeln. Es wird exemplarisch ein Fußgänger mit unterschiedlichen Geschwindigkeiten von Körper, Armen und Beinen betrachtet, Abbildung 4.7. Mehrere unterschiedliche Geschwindigkeiten dieses Objektes beschreiben eine ausgedehnte kinematische Breite, falls die Geschwindigkeitsauflösung des Sensors ein Vielfaches davon ist. In allen anderen Fällen erscheint das Objekt mit punktförmiger kinematischer Breite.

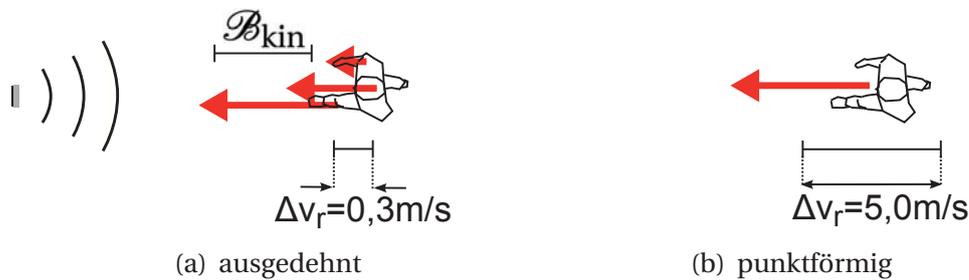


Abbildung 4.7: Kinematische Breite eines Fußgängers.

Die kinematische Breite kann ebenfalls direkt im Spektrum abgelesen werden. Das Fourier-transformierte Radarempfangssignal hat im Spektrum für jede auftretende Geschwindigkeit ein lokales Maximum, dessen Position von der absoluten Geschwindigkeit abhängt. Gleiche Geschwindigkeiten treten an gleichen lokalen Positionen im Spektrum auf, unterschiedliche Geschwindigkeiten an unterschiedlichen Positionen.

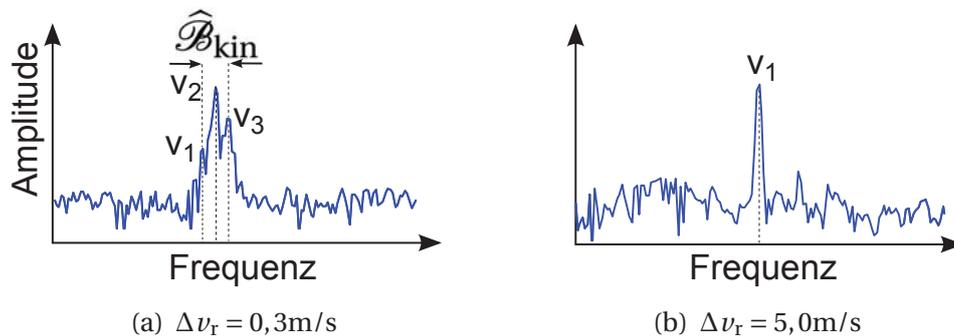


Abbildung 4.8: Radarempfangssignal eines Fußgängers.

In Abbildung 4.8 ist das Radarempfangssignal eines Fußgängers bei verschiedenen Geschwindigkeitsauflösungen dargestellt. Wird eine hohe Auflösung verwendet, so zeigt sich eine ausgedehnte kinematische Breite mit exemplarisch drei radialen Geschwindigkeiten. Unter Verwendung einer geringen Auflösung erscheint das gleiche Objekt mit nur einer radialen Geschwindigkeit und punktförmiger kinematischer Breite. Messtechnisch wird dies durch $\hat{\mathcal{B}}_{\text{kin}}$ mit der Auflösungszelle Δv_r und der Ausdehnung k_D beschrieben, Gleichung (4.3). Im Spektrum wird von einem **Dopplerprofil** gesprochen.

$$\hat{\mathcal{B}}_{\text{kin}} = k_D \cdot \Delta v_r \quad \text{mit } k_D > 1 \quad (4.3)$$

Die Zusammenhänge der geometrischen Längen \mathcal{L}_{geo} , \mathcal{A}_{geo} und kinematischen Breite \mathcal{B}_{kin} werden dreidimensional dargestellt, Abbildung 4.9.

- (a) Besitzen Objekte weder geometrische Länge noch kinematische Breite, so haben sie eine **punktförmige Ausdehnung**.
- (b) Im Falle einer geometrischen Länge in Entfernungs- oder Azimutrichtung wird von einer **geometrischen Ausdehnung** in **Entfernung** oder **Azimut** gesprochen.
- (c) Zeigt ein Objekt eine ausgedehnte kinematische Breite, wird von einer **kinematischen Ausdehnung** gesprochen.
- (d) Gegebenenfalls kann ein Objekt auch eine geometrische Länge und kinematische Breite aufweisen. In diesem Fall spricht man von einer **gemischten Ausdehnung**.

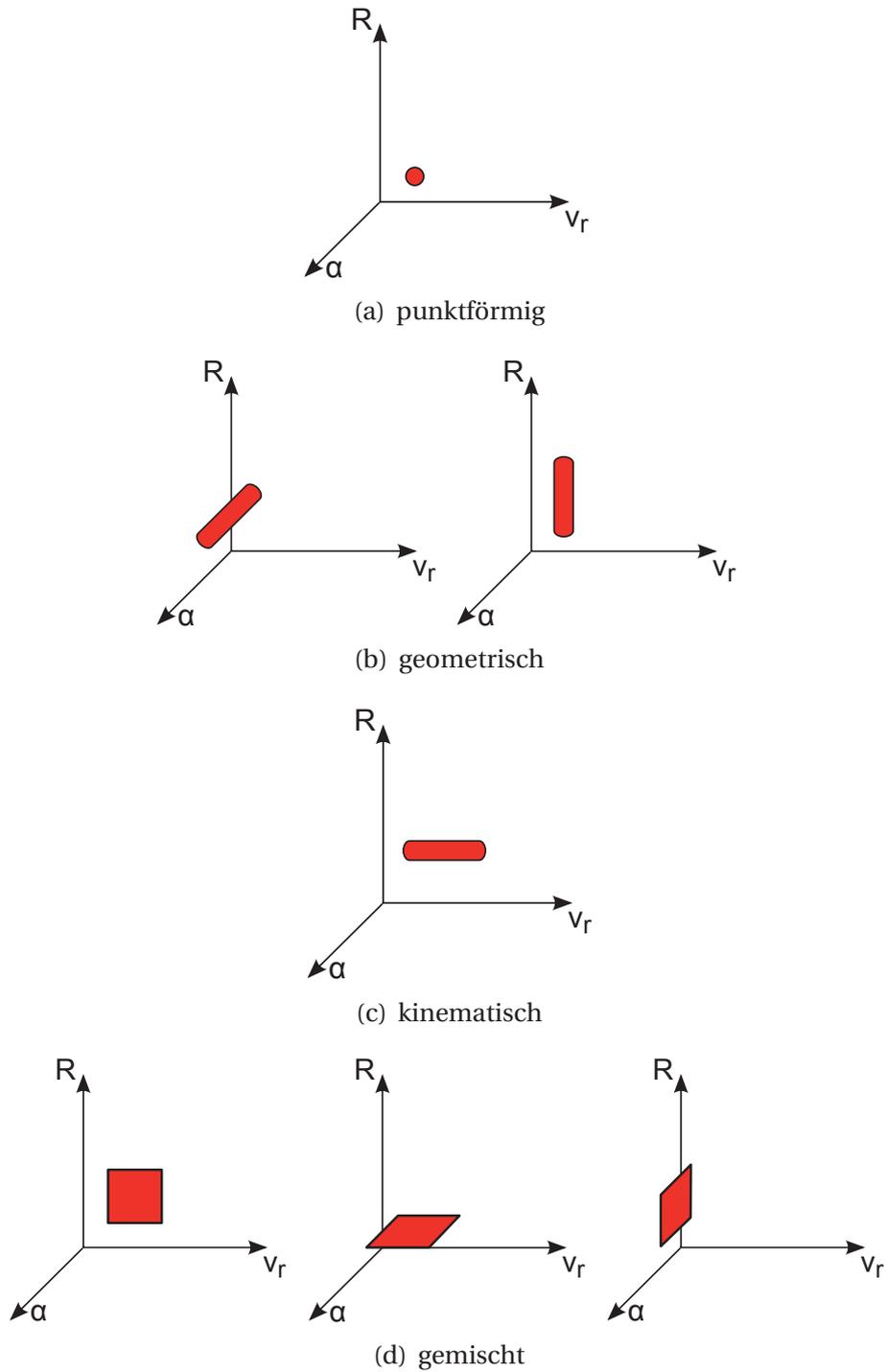


Abbildung 4.9: Verschiedene Arten der Objektausdehnung.

4.2 Fahrzeuge

Fahrzeuge lassen sich durch ihre Geometrie und Kinematik mit einer Länge und Breite beschreiben. Die Geometrie ist durch die Entfernungsmesswerte R und die zugehörigen Azimutwinkelmesswerte α durch einen Radarsensor gegeben und bietet die Grundlage zur Bestimmung der Abmessung des Objekts. Die Kinematik ist durch die gemessenen radialen Geschwindigkeiten v_r gegeben.

Herausfordernd sind die unterschiedlichen Verkehrssituationen, in denen sich andere Fahrer in Bezug zum eigenen Fahrzeug befinden können. Da sich aus verschiedenen Situationen auch verschiedene Ansichten und daraus unterschiedliche Längen und Breiten ergeben, muss die Bewegungsrichtung des Objektes eindeutig bestimmt sein. Fahrzeuge können sich in *longitudinaler* oder *lateraler* Bewegungsrichtung zum eigenen Fahrzeug bewegen, welches in der Modellbeschreibung berücksichtigt werden muss.

Durch die radial gültigen Messwerte unterscheidet sich ein lateral beobachtetes Fahrzeug deutlich von einem longitudinal beobachteten Fahrzeug. In jeder Verkehrssituation lässt sich eine geometrische Länge und kinematische Breite eines Fahrzeugs bestimmen.

4.2.1 Modell einer longitudinalen Bewegung

In einer Verkehrssituation weist ein longitudinal bewegtes Fahrzeug charakteristische Reflexionspunkte im Bereich des Nummernschildes, der Achsen und der Radkästen auf. Werden die Auflösungsbedingungen durch einen Radarsensor eingehalten, so kann ein Fahrzeug als geometrisch ausgedehntes Objekt in Entfernung der Länge $\widehat{\mathcal{L}}_{\text{geo}}$ erscheinen, da die Abmessung des Objektes ein Mehrfaches der Entfernungsauflösung darstellt.

In Abbildung 4.10 wird eine Verkehrssituation mit einem vorausfahrenden Fahrzeug abstrahiert. Das Fahrzeug zeigt mehrere Reflexionen des Radarsignals, Abbildung 4.10(a). Für ein Fahrzeug wird eine geometrische Länge von 4,0 m angenommen, welches einem **ausgedehnten Entfernungsprofil** entspricht. Aus kinematischer Sicht bewegen sich alle Reflexionspunkte des Fahrzeugs mit gleicher Geschwindigkeit, Abbildung 4.10(b). Es ergibt sich dadurch gleichzeitig ein **punktförmiges Dopplerprofil**.

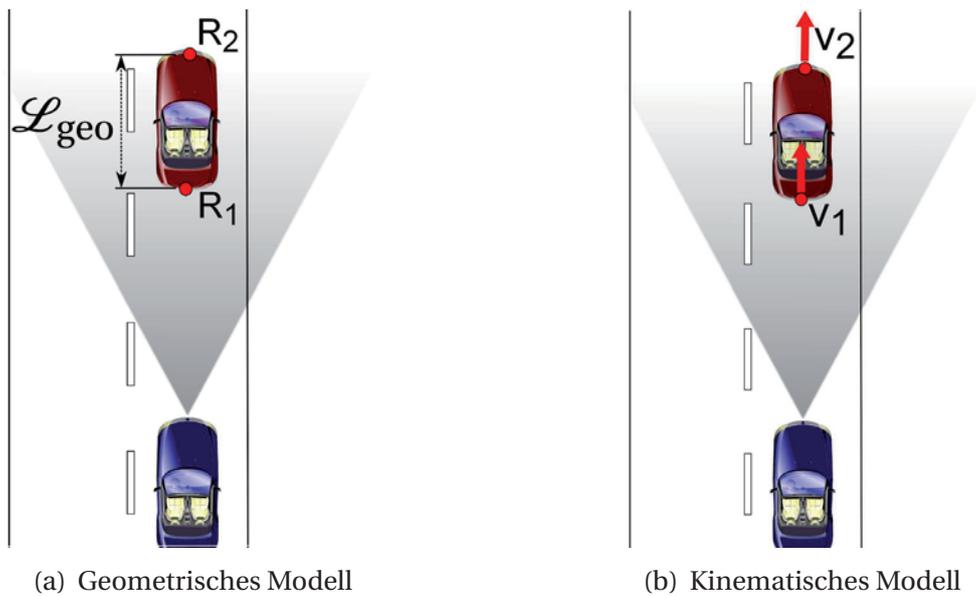


Abbildung 4.10: Situationsmodelle longitudinal bewegter Fahrzeuge.

Simulation

Ein Fahrzeug wird mit einer longitudinalen Bewegung simuliert. Das genutzte Sendesignal ist ein MFSK-Sendesignal mit den Parametern aus Tabelle 3.5. Als Sendesignale werden ein Upchirp, Downchirp und FSK-Signal gesendet. Der simulierte Sensor sendet zwei ineinander verwobene Signale mit einer Sendeantenne und empfängt mit zwei Empfangsantennen.

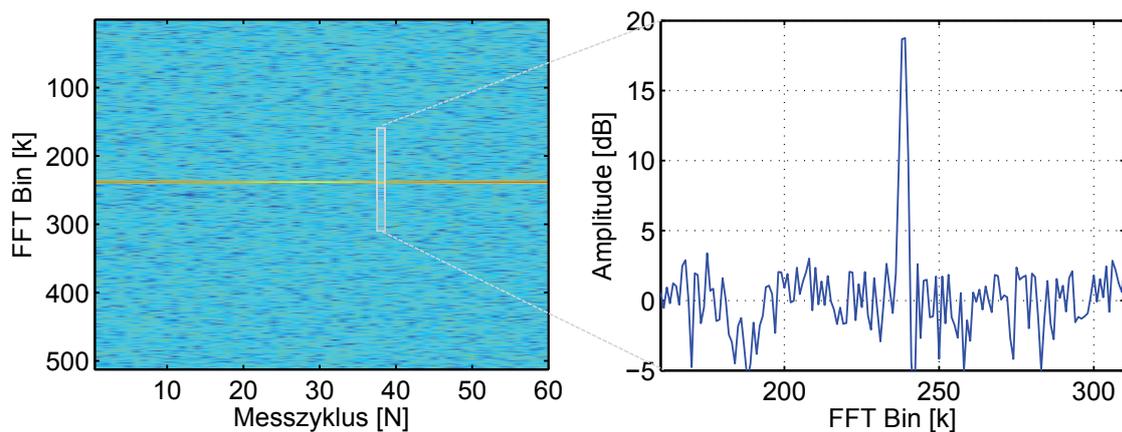


Abbildung 4.11: FSK-Spektrum für ein longitudinal bewegtes Fahrzeug.

Das Fahrzeug wird mit einer Länge von 4,0 m bei einer langsamen Fahrt mit einer Geschwindigkeit von 3,3 m/s und einem Azimutwinkel von 0° simuliert.

Zunächst wird nur das empfangene FSK-Signal untersucht, mit welchem die radiale Geschwindigkeit gemessen wird. Ein Ausschnitt der Messung aufeinanderfolgender Empfangsspektren ist in Abbildung 4.11 farblich codiert dargestellt. Es ist ebenfalls ein einziges Dopplerspektrum dargestellt.

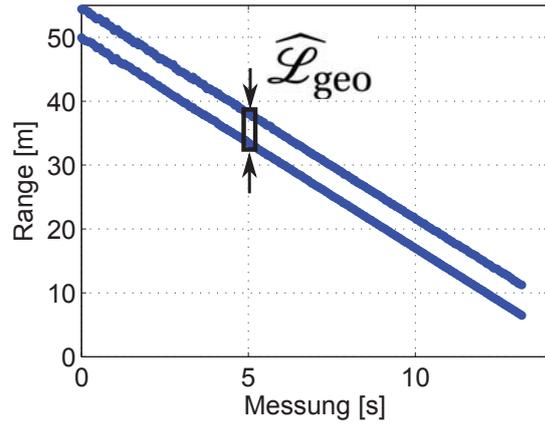
In den aufeinanderfolgenden Messungen ist nur eine einzige Geschwindigkeitskomponente während der gesamten Messdauer vorhanden. Das Dopplerprofil ist punktförmig und bestätigt die Modellannahme.

Durch den MFSK-Upchirp und Downchirp wird neben der radialen Geschwindigkeit auch die Entfernung durch eine gleichzeitige Differenzphasen- und Frequenzauswertung eindeutig gemessen. Die lokalen Maxima dieser Empfangsspektren werden in der Signalverarbeitung mit einer Ordered Statistic-Constant False Alarm Rate (OS-CFAR) detektiert [Roh83]. Nach der Detektion wird eine Schwerpunktschätzung durchgeführt, um die genaue Position des lokalen Maximum im Spektrum zu bestimmen. Aus dieser Position werden die Objektparameter berechnet. Die Ausgabe ist eine Zielliste, die den Zeitpunkt der Messung, die Entfernung, radiale Geschwindigkeit, den Azimutwinkel und das *SNR* beinhaltet. Eine solche Zielliste ist aus den simulierten Daten erstellt worden und für das longitudinal bewegte Fahrzeug in Abbildung 4.12 dargestellt.

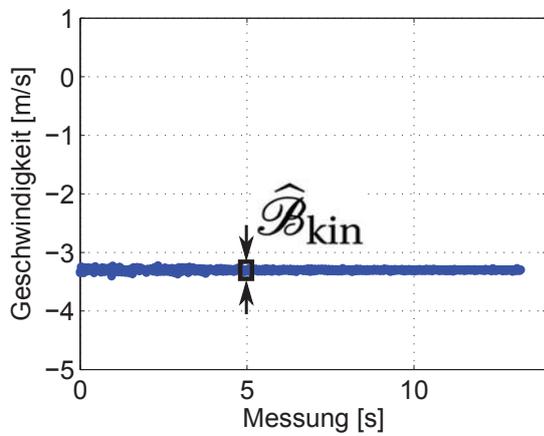
Während der gesamten Simulationsdauer ist eine geometrische Länge sichtbar. Die Länge in Azimutrichtung und die kinematische Breite sind zum gleichen Zeitpunkt punktförmig. Bei großer Entfernung ist die Messgenauigkeit reduziert. Dies liegt am geringeren *SNR* des Echosignals und der dadurch ungenaueren Phasenmessung des verwendeten Monopulsverfahrens.



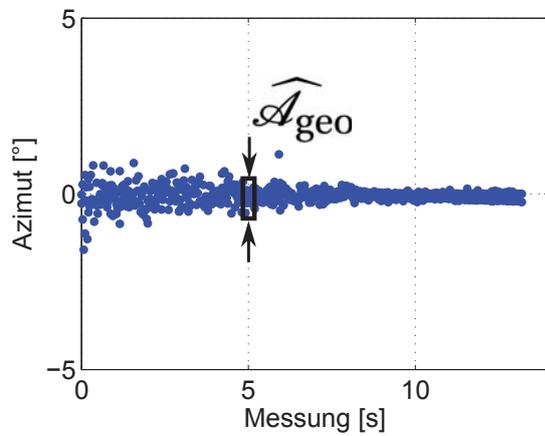
(a) Videobild



(b) Entfernung



(c) Geschwindigkeit



(d) Azimutwinkel

Abbildung 4.12: Ergebnisse für ein longitudinal bewegtes Fahrzeug.

Messtechnische Validierung

Die Eigenschaften des longitudinal fahrenden Fahrzeugs werden messtechnisch validiert. Dazu ist ein Fahrzeug mit einem MFSK-Radarsensor gemessen worden, Tabelle 3.5. In Abbildung 4.13 ist ein Ausschnitt der Dopplerspektren aufeinanderfolgender Messungen über der Zeit aufgetragen. Es ist eine starke Reflexion über alle dargestellten Messzyklen sichtbar. Die Ausdehnung des Dopplerprofils ist punktförmig, wie sich anhand eines einzigen Dopplerspektrums im rechten Teil der Abbildung 4.13 dargestellten lässt.

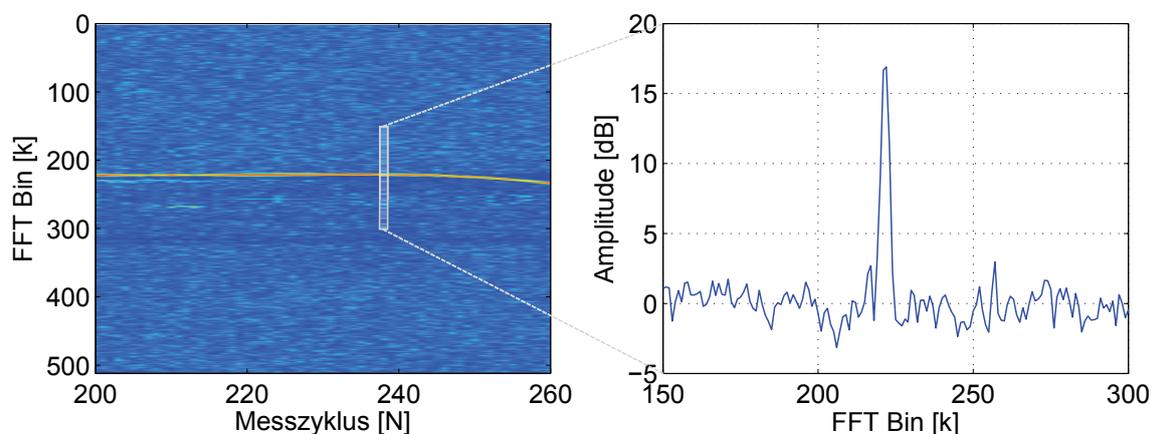


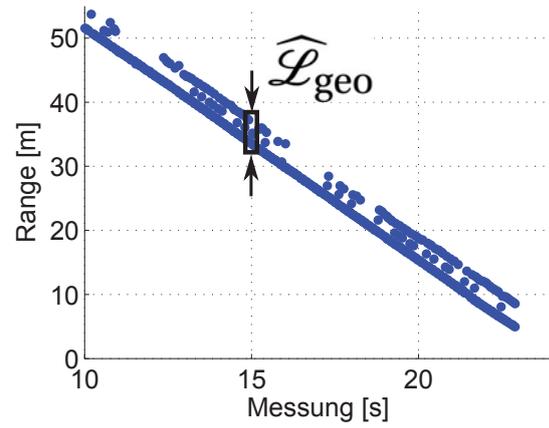
Abbildung 4.13: FSK-Spektrum für ein longitudinal bewegtes Fahrzeug.

Analog zur Simulation werden Upchirp, Downchirp und FSK-Signal des MFSK-Radars genutzt und eine Zielliste durch Detektion und Parameterberechnung bestimmt. Das Fahrzeug ist aus einer Entfernung von 50 m mit einer Geschwindigkeit von $3,5 \text{ m/s}$ auf das Messfahrzeug zugefahren. Die Messungen sind sequenziell und überlappend ausgewertet worden, um eine höhere Genauigkeit zu erhalten. Die Ziellisten der Entfernungs-, Geschwindigkeits- und Azimutmessung sind in drei Abbildungen über die gesamte Messdauer aufgetragen.

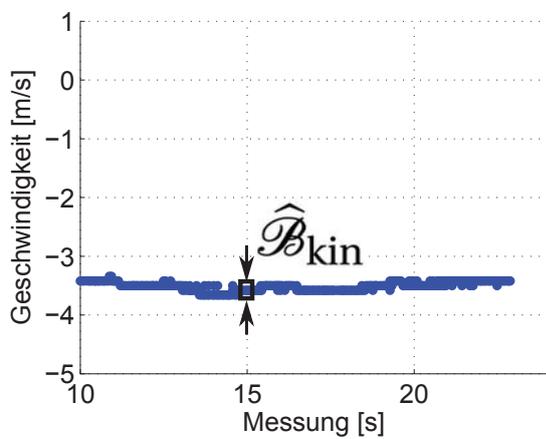
Aus Abbildung 4.14(b) ist zu erkennen, dass in nahezu jeder Messung eine geometrische Länge bestimmt werden kann. Beispielhaft ist $\widehat{\mathcal{L}}_{\text{geo}} = 4,0 \text{ m}$ im Messzeitpunkt $t = 15 \text{ s}$ eingetragen. Die gemessene kinematische Breite $\widehat{\mathcal{B}}_{\text{kin}}$ im gleichen Zeitpunkt t ist punktförmig, Abbildung 4.14(c). Zusätzlich ist die Azimutmessung in Abbildung 4.14(d) dargestellt. Diese zeigt ebenfalls eine punktförmige geometrische Ausdehnung $\widehat{\mathcal{A}}_{\text{geo}}$. Die Messung bestätigt das angenommene Modell und die Simulationsergebnisse.



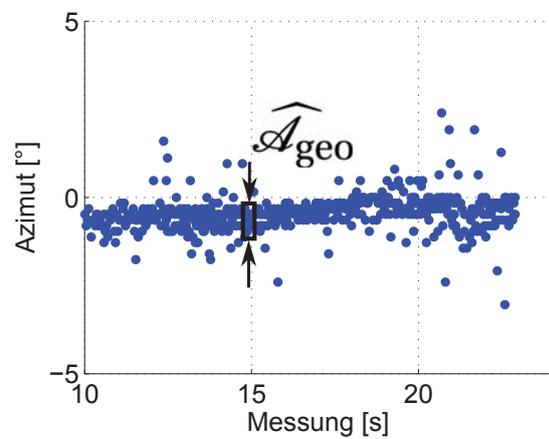
(a) Videobild



(b) Entfernung



(c) Geschwindigkeit



(d) Azimutwinkel

Abbildung 4.14: Ergebnisse für ein longitudinal bewegtes Fahrzeug.

4.2.2 Modell einer lateralen Bewegung

Lateral bewegte Fahrzeuge werden an Kreuzungen oder einbiegenden Straßen gemessen. Auch für dieses Szenario werden ein Modell und die dazugehörigen geometrischen Längen und die kinematische Breite bestimmt.

Werden mehrere Reflexionspunkte angenommen, so zeigt sich auf den ersten Blick eine geometrische Länge in Azimut, wie in Abbildung 4.15(a) dargestellt ist. Diese Länge entspricht maximal der Länge eines Fahrzeugs. Befindet sich ein Fahrzeug wie in Abbildung 4.15(b) dargestellt unter einem Azimutwinkel von null Grad, so sind bei hoher Geschwindigkeitsauflösung mehrere radiale Geschwindigkeiten messbar. Neben einer negativen, wird ebenfalls eine positive Geschwindigkeit gemessen. Durch die radial gültigen Komponenten, welche nicht mit der tatsächlichen Geschwindigkeit übereinstimmen, bedingt durch die verschiedenen Azimutwinkel, entsteht eine ausgedehnte kinematische Breite.

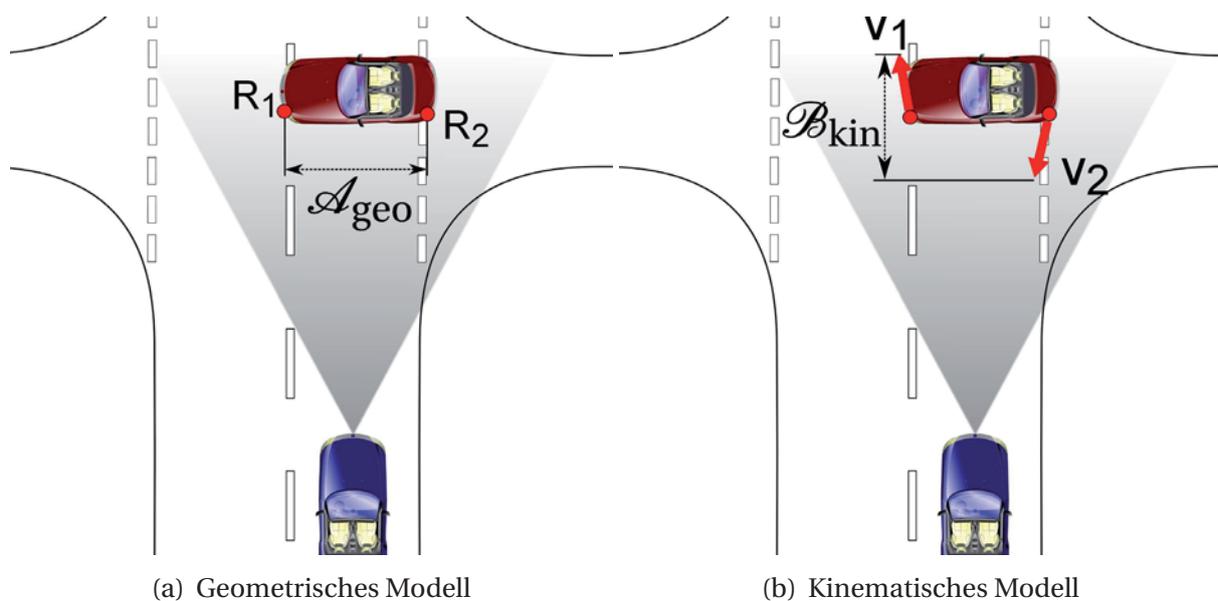


Abbildung 4.15: Situationsmodelle lateral bewegter Fahrzeuge.

Die Ausdehnung in kinematischer Breite und geometrischer Länge ist von der absoluten Position beziehungsweise vom Azimutwinkel abhängig. Fährt ein Fahrzeug, wie in Abbildung 4.16 dargestellt, von rechts nach links über eine Kreuzung, so wird es zunächst unter einem negativen Azimutwinkel gemessen. Angenommen, es befindet sich ein Reflexionspunkt im Beobachtungsbereich des Sensors, so hat dieser eine Entfernung, einen Azimutwinkel und eine radiale Geschwindigkeit. Die kinematische Breite und die geometrischen Längen sind punktförmig.

Sobald sich ein zweiter Reflexionspunkt unter einem negativen Azimutwinkel im Beobachtungsbereich befindet, sind die gemessenen Entfernungen, Azimutwinkel und radialen Geschwindigkeiten leicht unterschiedlich. Es lassen sich zwei gering ausgedehnte geometrische Längen in Entfernung und Azimut und eine kinematisch ausgedehnte Breite messen.

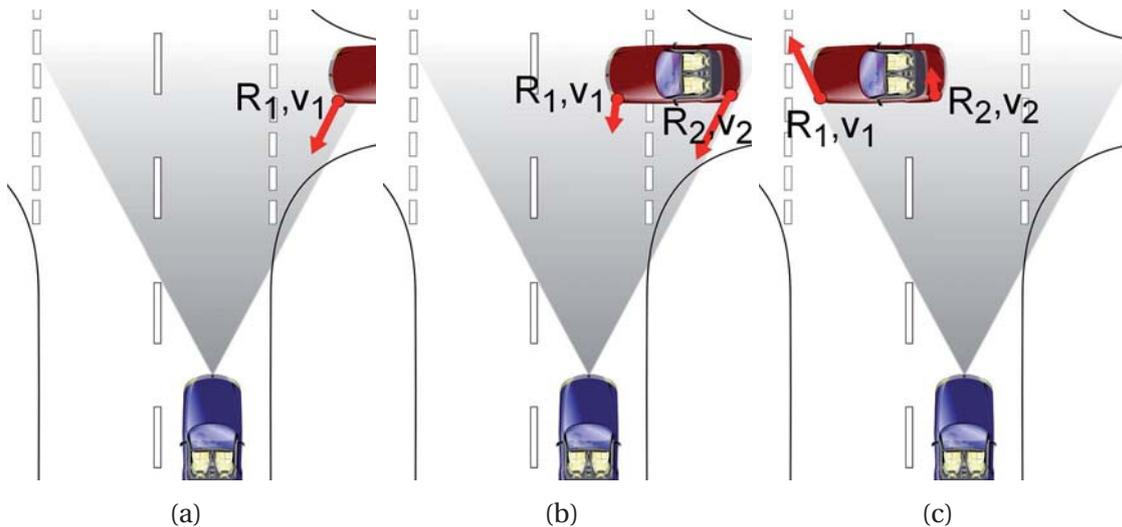


Abbildung 4.16: Ablauf der Messung eines lateral bewegten Fahrzeugs.

Im weiteren Bewegungsverlauf befindet sich das Fahrzeug unter positiven Azimutwinkeln, unter denen sich die Längen und Breiten symmetrisch zur vorherigen Messung bei negativen Azimutwinkeln verhalten.

Bewegt sich das Fahrzeug mit konstanter Geschwindigkeit, so ist die kinematische Breite über zeitlich aufeinanderfolgende Messungen konstant. Ebenso verhält es sich für die geometrische Länge in Azimut, welche für aufeinanderfolgende Messungen konstant ausgedehnt ist. Die geometrische Länge in Entfernung ist jedoch nicht konstant und wird bei kleinen Azimutwinkeln ebenfalls kleiner.

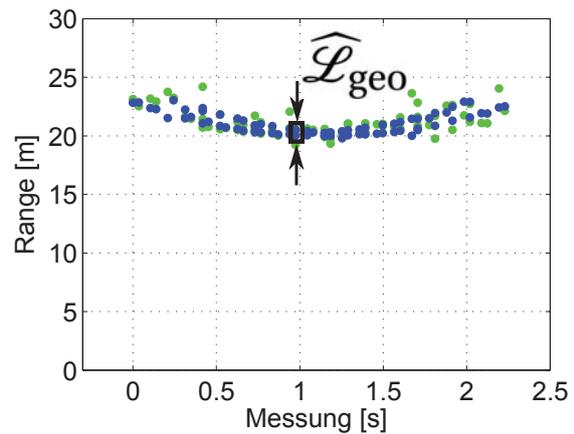
Simulation

Es wird das Radarechosignal eines lateral fahrenden Fahrzeugs mit den Parametern des genannten Radarsensors simuliert. Das Fahrzeug fährt unter einem negativen Azimutwinkel in einer Entfernung von 20 m, mit einer Geschwindigkeit von 10,0 m/s und einem SNR von 20 dB in den Beobachtungsbereich, Abbildung 4.17.

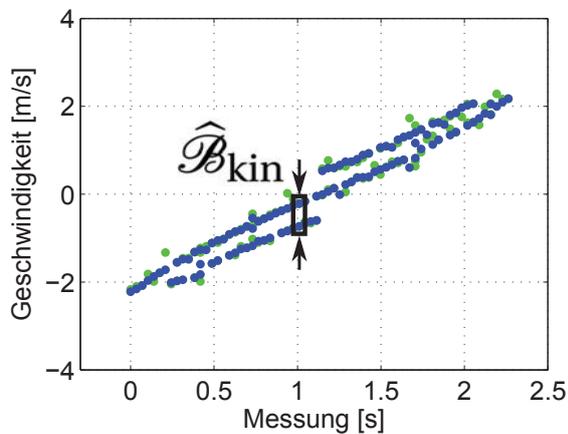
Die gemessenen Objektparameter sowie Längen und Breiten stimmen mit dem Modell überein. Allerdings zeigt sich ein Messfehler in der Entfernungsmessung, welcher durch die im MFSK-Radar durchgeführte Phasenmessung und das geringe SNR entsteht (grüne Messwerte). Wird die gleiche Messung mit einem SNR von 30 dB durchgeführt, so entsteht ein geringerer Messfehler (blaue Messwerte).



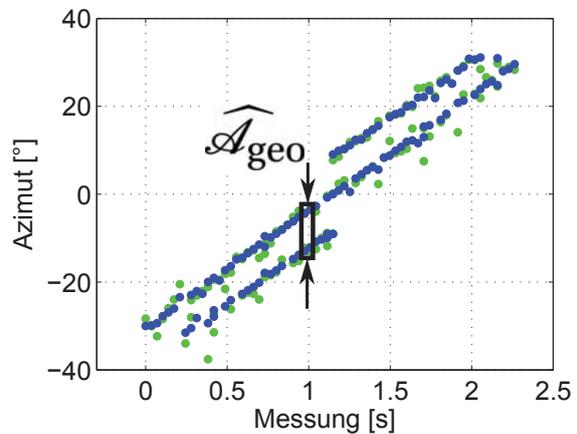
(a) Videobild



(b) Entfernung



(c) Geschwindigkeit



(d) Azimutwinkel

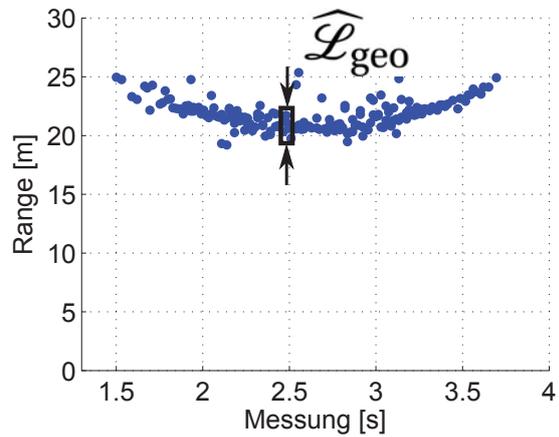
Abbildung 4.17: Ergebnisse für ein lateral bewegtes Fahrzeug.

Messtechnische Validierung

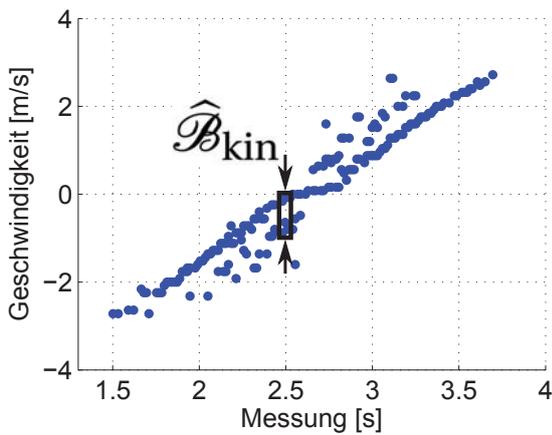
Zur Verifikation wird ein Fahrzeug, welches sich lateral zur eigenen Fahrtrichtung bewegt, mit einem MFSK-Sendesignal gemessen, Abbildung 4.18.



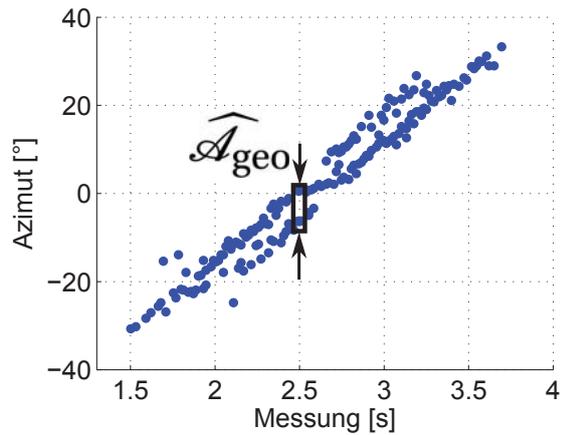
(a) Videobild



(b) Entfernung



(c) Geschwindigkeit



(d) Azimutwinkel

Abbildung 4.18: Ergebnisse für ein lateral bewegtes Fahrzeug.

Zu Anfang $t = 1,5$ s zeigt sich weder eine geometrische Länge noch eine kinematische Breite, da nur ein Reflexionspunkt im Beobachtungsbereich des Radarsensors ist. Zum Zeitpunkt $t = 2,1$ s befindet sich das gesamte Fahrzeug unter einem negativen Azimutwinkel im Beobachtungsbereich. Die kinematische Breite wird zu $0,8$ m/s bestimmt und ist gering ausgedehnt, allerdings über der Zeit konstant. Es ist deutlich zu erkennen, wie die Geschwindigkeitsmesswerte bei einem Null-Grad-Azimutwinkel von

negativen zu positiven Werten wechseln. Die geometrische Länge in Azimut verhält sich analog zur Simulation.

Eine geometrische Länge in Entfernung ist jedoch nicht korrekt messbar, welches aus geringem SNR resultiert. Bei einem MFSK-Empfangssignal führt geringes SNR dazu, dass die Entfernungsmessungen stärker fehlerbehaftet sind als die Geschwindigkeitsmessungen. Dies kann durch Zusammenführung von aufeinanderfolgenden Chirps verbessert werden. Finden sich jedoch keine Frequenzpartner, so wird die reine Frequenz-Phasenmessung zur Bestimmung der Objektparameter verwendet. Während dies zu einer stark fehlerbehafteten Entfernungsmessung führt, zeigt die Geschwindigkeitsmessung nur geringe Abweichungen.

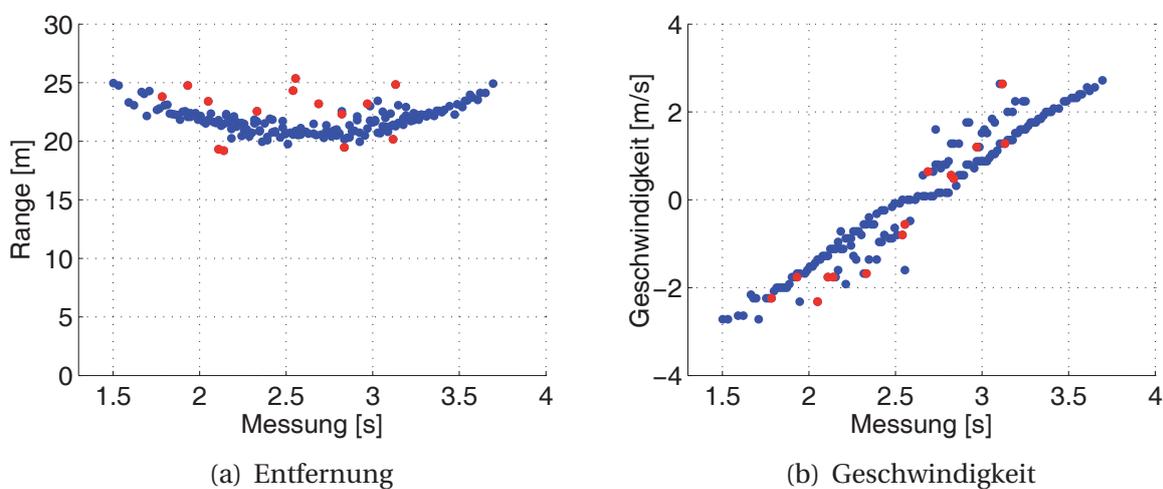


Abbildung 4.19: Zusammengeführte Chirps (blau) und einzelne Chirps (rot).

Dieser Fehler wird durch Abbildung 4.19 bestätigt. Messwerte, die auf einer reinen Phasen- und Frequenzmessung basieren und nicht mit einer nachfolgenden Frequenzmessung verbessert wurden, weichen stärker ab (in rot gekennzeichnet). Die Abweichung in Geschwindigkeit ist deutlich geringer.

4.3 Fußgänger

Fußgänger sind die physisch schwächsten Teilnehmer im Straßenverkehr, weshalb Unfälle von Fußgängern mit Fahrzeugen oft tödlich enden. Um dies zu verhindern, werden spezifische Schutzmaßnahmen eingesetzt. Dazu muss das von einem Fußgänger stammende Echosignal mit einem Radar detektiert und klassifiziert werden. Eine modellhafte Beschreibung der physikalischen Eigenschaften ist notwendig.

Das Modell ist maßgeblich durch die kinematische Form beschrieben. Dazu wird der Gang eines Fußgängers genauer analysiert. Der genaue Ablauf wird durch die bipedale Lokomotion beschrieben [Bum00]. Das Gleichgewicht eines Fußgängers ist durch die Beine, die Rumpfmuskulatur als auch durch die Pendelbewegungen der Arme gegeben. Wird ein Doppelschritt von einem Menschen ausgeführt, so wird dies durch die Ganganalyse dargestellt. Ein Doppelschritt setzt sich aus einer Stand- und einer Schwungphase zusammen. Die Standphase beschreibt den ersten Fersenkontakt bis zum Ablösen der Zehen vom Boden mit 60% des gesamten Gangzyklus. Sie wird in fünf Teilabschnitte (Fersenkontakt, Lastübernahme, mittlere Standphase, Fersenablösung und Zehenablösung) unterteilt. Die Schwungphase, die mit dem Ablösen der Zehen beginnt und dem Fersenkontakt desselben Fußes endet, bestimmt die übrigen 40% des Gangzyklus. Auch diese wird in mehrere Teilabschnitte unterteilt (Zehenablösung, mittlere Schwungphase, Fersenkontakt). Zwei Standphasen desselben Beines ergeben einen Gangzyklus und bestimmen die Länge eines Doppelschrittes, wie es in Abbildung 4.20 dargestellt ist.

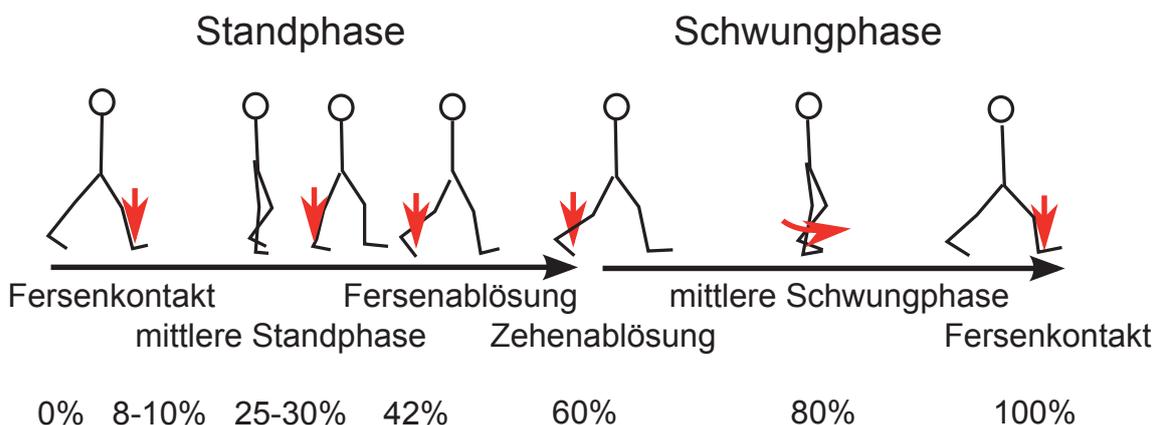


Abbildung 4.20: Gangphase eines Menschen nach [Bum00], [GN06].

Ein Fußgänger wird in longitudinaler und lateraler Richtung zum Radarsensor beschrieben. In jeder Beobachtungsrichtung reflektiert der Fußgänger das ausgesendete

Radarsignal und ermöglicht eine Entfernungs-, Azimut-, und Geschwindigkeitsmessung. In Bezug auf die Beobachtungsrichtung wird jeweils eine geometrische Länge und kinematische Breite mithilfe der Ganganalyse angegeben. Die geometrische Länge lässt sich aus den angenommenen Reflexionspunkten am Rumpf, den Armen und Beinen herleiten, wie Abbildung 4.21 zeigt.

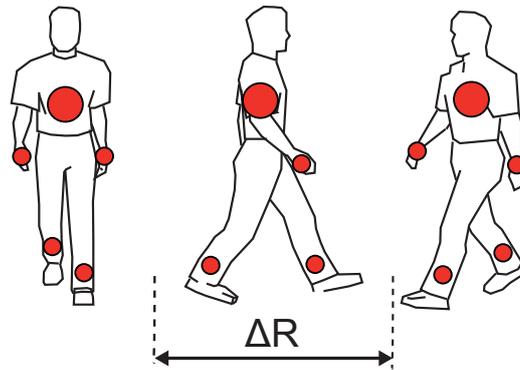


Abbildung 4.21: Longitudinale, laterale und gemischte Ansicht eines Fußgängers.

Die kinematische Breite wird aus dem Bewegungsablauf eines Menschen beim Gehen abgeleitet. Dabei bietet die Ganganalyse eine Grundlage, um die auftretenden messbaren Geschwindigkeiten zu bestimmen. Neben der Ganggeschwindigkeit, mit dem sich der Fußgänger in eine Richtung bewegt, treten zusätzliche Geschwindigkeiten durch die Bewegung der Arme und Beine auf. Weitere Geschwindigkeiten, wie beispielsweise der Hüftschwung, der ebenfalls in der Ganganalyse eine große Rolle spielt, wird hier vernachlässigt.

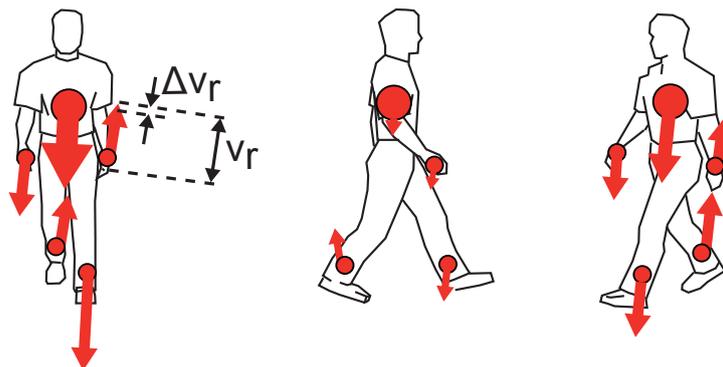


Abbildung 4.22: Longitudinale, laterale und gemischte Ansicht der Geschwindigkeitskomponenten eines Fußgängers.

Bei der Betrachtung des Gangzyklus und der Reflexionspunkte in Abbildung 4.21 schwingen Arme und Beine in und gegen die Gangrichtung, um die Stabilisierung des

Ganges zu verbessern. Bei genauer Analyse der Geschwindigkeitskomponenten zeigt sich eine sinusförmige Bewegung des Rumpfes mit zusätzlicher Überlagerung von Arm- und Beinschwingungen. Die Anzahl der überlagerten Schwingungen hängt von der Anzahl der beobachteten Reflexionspunkte und von der Geschwindigkeitsauflösung ab. In diesem Fall werden je ein Reflexionspunkt mit einer Geschwindigkeit pro Extremität und ein Reflexionspunkt für den Rumpf angenommen, wie sich anhand Abbildung 4.22 veranschaulichen lässt.

4.3.1 Modell einer longitudinalen Bewegung

Bei der Betrachtung einer longitudinalen Bewegung kann die geometrische Länge in Entfernung ausgedehnt sein, sofern die Entfernungsauflösung des Sensors hoch genug ist. Vergleicht man die geometrischen Abmessungen eines Fußgängers jedoch mit der Entfernungsauflösung in Tabelle 3.5, ist die geometrische Länge in Entfernung und Azimut eines Fußgängers punktförmig.

Die kinematische Breite ist zeitabhängig und wird hergeleitet. Die durchschnittliche Geschwindigkeit $v(t)$ eines Menschen ist durch die Anfangsgeschwindigkeit v_0 und die Beschleunigung a innerhalb einer Zeit t gegeben, Gleichung (4.4).

$$v(t) = v_0 + at \quad (4.4)$$

Die Geschwindigkeit für den Rumpf v_{rumpf} ergibt sich aus der durchschnittlichen Geschwindigkeit und einer überlagerten Schwingung mit der Amplitude b_{ru} , der Frequenz $f_{\text{ru}} \approx 2f_s$ und der Phase ϕ_{ru} . f_s ist die Schrittfrequenz, Gleichung (4.5).

$$v_{\text{rumpf}}(t) = v(t) + b_{\text{ru}} \cos(2\pi f_{\text{ru}} t + \phi_{\text{ru}}) \quad (4.5)$$

Die Geschwindigkeit des Beines ist im Falle des Bodenkontaktes Null und im Durchschwung maximal. Dabei ist die Frequenz $f_{\text{be}} \approx f_s$ und b_{be} die Amplitude für die Beinauslenkung, Gleichung (4.6).

$$v_{\text{beine}}(t) = b_{\text{be}} \cdot \cos|2\pi f_{\text{be}} t + \phi_{\text{be}}| \quad (4.6)$$

Die Schwingung der Arme lässt sich ebenfalls durch ein Modell approximieren, mit $f_{\text{ar}} \approx f_s$, der Armauslenkung b_{ar} und der Phase ϕ_{ar} , Gleichung (4.7).

$$v_{\text{arme}}(t) = v(t) + b_{\text{ar}} \cdot \cos(2\pi f_{\text{ar}} t + \phi_{\text{ar}}) \quad (4.7)$$

Die erwarteten Geschwindigkeiten eines Fußgängers sind eine Überlagerung aller auftretenden Geschwindigkeitskomponenten, die durch die Bewegung der Extremitäten entstehen. Ganggeschwindigkeit v , Frequenzen f_{ru} , f_{be} , f_{ar} und Amplitudenparameter b_{ru} , b_{be} , b_{ar} lassen sich durch Messungen bestimmen.

Finley und Cody [FC70] untersuchten den Gang von Personen im Alter von 20 und 60 Jahren und fanden heraus, dass die Mehrheit eine Ganggeschwindigkeit von $v = 1 \text{ m/s}$ bis $v = 1,67 \text{ m/s}$ bevorzugt. Eine Untersuchung des Arm- und Beinschwunges wurde in [Bro10] durchgeführt. Aus den Ergebnissen der Amplitude des Armschwunges und des Beinschwunges bei einer bestimmten Ganggeschwindigkeit lassen sich durch Ableitung die Geschwindigkeitsamplituden b_{ru} , b_{ar} , b_{be} bestimmen. Dies ist für eine Schrittgeschwindigkeit von $v = 1,4 \text{ m/s}$, einer Armauslenkung von $\pm 0,15 \text{ m}$, einer Schrittweite von $0,7 \text{ m}$ und einer Rumpfauslenkung von $0,05 \text{ m}$ dargestellt, Abbildung 4.23.

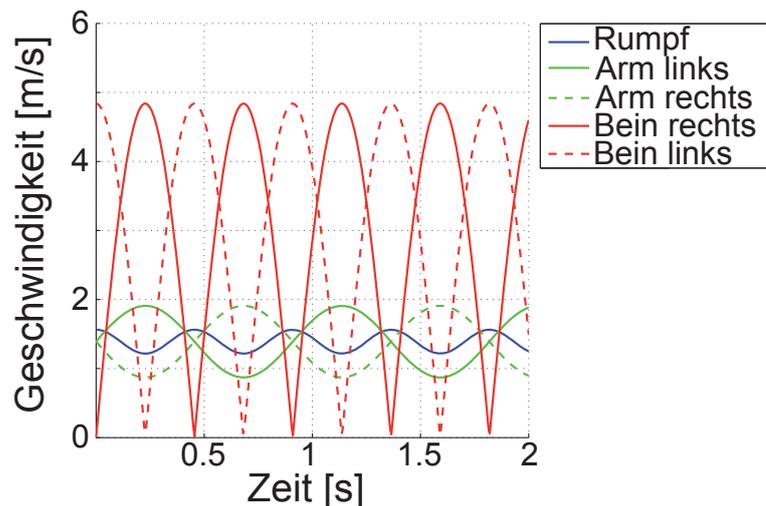


Abbildung 4.23: Rumpf-, Arm- und Beinschwingungen.

Es können Geschwindigkeiten von $v = 0; \dots; 5,0 \text{ m/s}$ auftreten, wobei der Rumpf eine mittlere Geschwindigkeit von $1,4 \text{ m/s}$ aufweist. Wird dies auf die Radarmessung übertragen und der Rumpf als starker Reflektor aufgefasst, so zeigen viele Geschwindigkeitsmessungen die mittlere Geschwindigkeit. Arme und Beine reflektieren schwächer. Es sind dadurch zwar weniger Reflexionen zu detektieren, werden diese jedoch detektiert, so lässt sich eine Geschwindigkeit von bis zu 5 m/s messen. Bei kontinuierlicher Messung ist eine sinusförmige Veränderung und Überlagerung der Geschwindigkeiten sichtbar. Dies wird durch eine Simulation und Messung belegt.

Simulation

Das Echosignal eines Fußgängers wird in einer Entfernung von 40 m mit einer Geschwindigkeit von $-1,4 \text{ m/s}$ bei einem Azimutwinkel von Null Grad simuliert. Der Sensor nutzt ein MFSK-Sendesignal mit den Parametern aus Tabelle 3.5.

Zunächst wird nur das FSK-Empfangssignal untersucht, mit welchem die radiale Geschwindigkeit gemessen wird. Die aufeinanderfolgenden Empfangsspektren sind in Abbildung 4.24 farblich codiert dargestellt. Es ist ebenfalls ein einziges Dopplerspektrum dargestellt. In den Spektren zeigt sich eine Ausdehnung in der Geschwindigkeit, wie sie das Modell beschreibt. Die einzelnen Reflexionspunkte des Rumpfes, der Arme und der Beine sind gut sichtbar. Je näher der Fußgänger dem Radarsensor ist, desto größer ist das *SNR*.

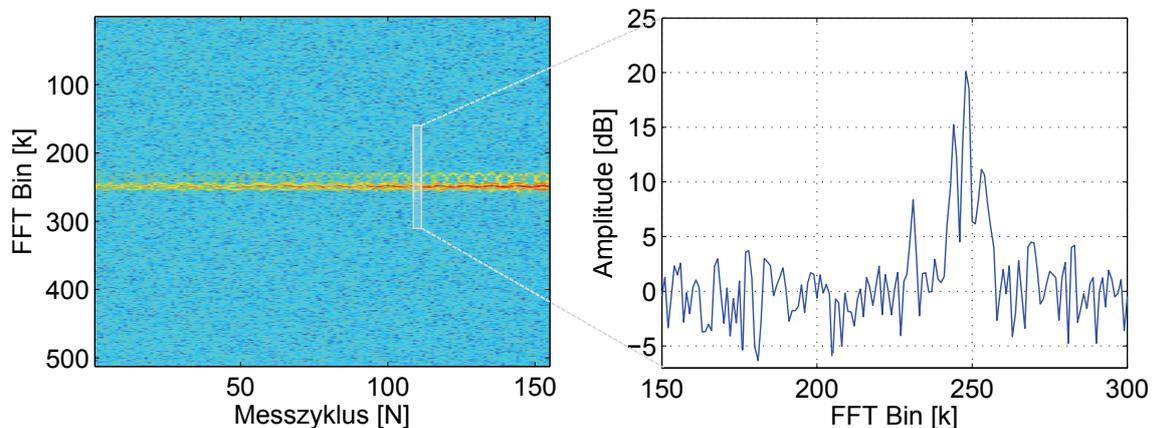


Abbildung 4.24: FSK-Spektrum für einen longitudinal bewegten Fußgänger.

Aus allen Echosignalen der MFSK-Messung wird die Zielliste berechnet. Auch hier ist eine Frequenz- und Phasenmessung sowie die Kombination der Frequenzmessungen aufeinanderfolgender Chirps durchgeführt worden. Die berechneten Objektparameter sind als Zielliste in Abbildung 4.25 dargestellt. In den aufeinanderfolgenden Messungen sind mehrere radiale Geschwindigkeiten detektiert worden, Abbildung 4.25(c). Es besteht eine ausgedehnte kinematische Breite. Je näher sich der Fußgänger zum Sensor befindet, desto mehr radiale Geschwindigkeiten werden detektiert. Dies ist durch das ansteigende *SNR* begründet, wodurch nun auch die Beine detektiert werden. Zudem zeigt sich während der gesamten Simulationsdauer eine gering ausgehende geometrische Länge in Entfernung und Azimutwinkel. Dies liegt am geringen *SNR* des Echosignals. Durch die geringere Qualität der Phasenmessungen sind die Entfernung- und die Azimutwinkelmessungen beeinträchtigt.

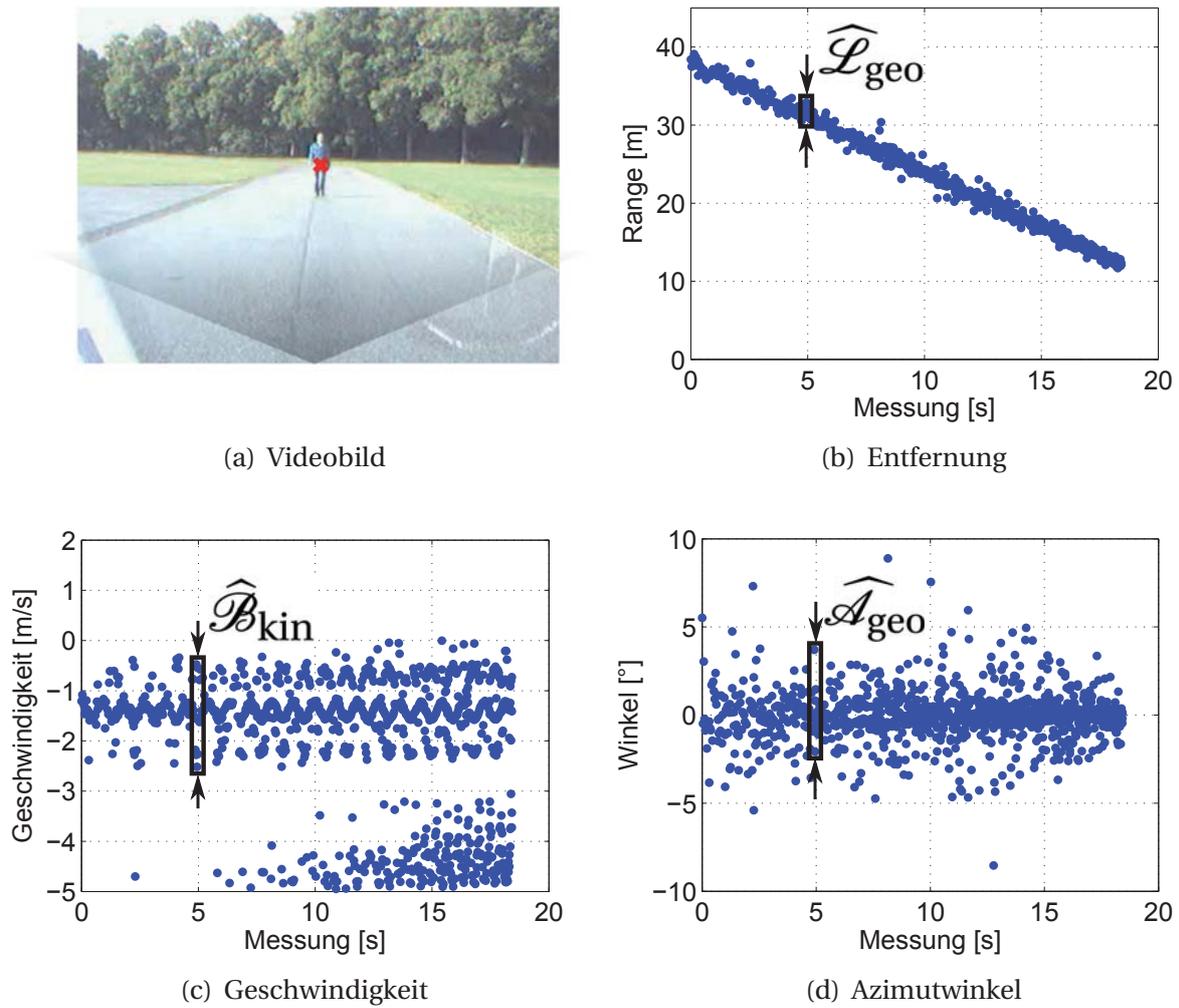


Abbildung 4.25: Ergebnisse für einen longitudinal bewegten Fußgänger.

Messtechnische Validierung

Die Simulationsergebnisse werden mit Messungen des MFSK-Radarsensors validiert, in denen ein longitudinal laufender Fußgänger beobachtet wird. Zunächst wird die maximale kinematische Breite $\widehat{\mathcal{B}}_{\text{kin,max}}$ eines Fußgängers bestimmt. Dazu wird die erwartete Ausdehnung im Spektrum, aus der Annahme der maximalen und minimalen Geschwindigkeit mit der sich ein Fußgänger bewegt, berechnet, Gleichung (4.8). Bei einer maximalen Geschwindigkeit von bis zu 5 m/s und einer minimalen Geschwindigkeit von 0 m/s wird eine Dopplerausdehnung von 800 Hz bei einer Trägerfrequenz von 24 GHz berechnet.

$$\widehat{\mathcal{B}}_{\text{kin,max}} = \frac{2}{\lambda} \cdot [\max(v_r) - \min(v_r)] = 800 \text{ Hz} \quad (4.8)$$

Das Ergebnis aus Gleichung (4.8) wird verifiziert. In Abbildung 4.26 ist ein Ausschnitt aufeinanderfolgender Messzyklen von Dopplerspektren dargestellt. Ein einziger Messzyklus ist in Abbildung 4.26 auf der rechten Seite beschrieben. Genau wie die Simulation zeigt das Spektrum drei charakteristische lokale Maxima. Das starke Maximum ist der Rumpf, während rechts und links daneben Arme, beziehungsweise Beine gemessen wurden. Es kann eine kinematische Breite von näherungsweise $k_D = 30$ FFT Bins im Dopplerprofil bestimmt werden. Bei einer gegebenen Dopplerauflösung von $\Delta f_D = 28 \text{ Hz}$ dieses Radarsensors berechnet sich die kinematische Breite zu $\widehat{\mathcal{B}}_{\text{kin}} = 840 \text{ Hz}$. Diese Messung verifiziert die Geschwindigkeiten von bis zu 5,0 m/s, wie in der Simulation gezeigt.

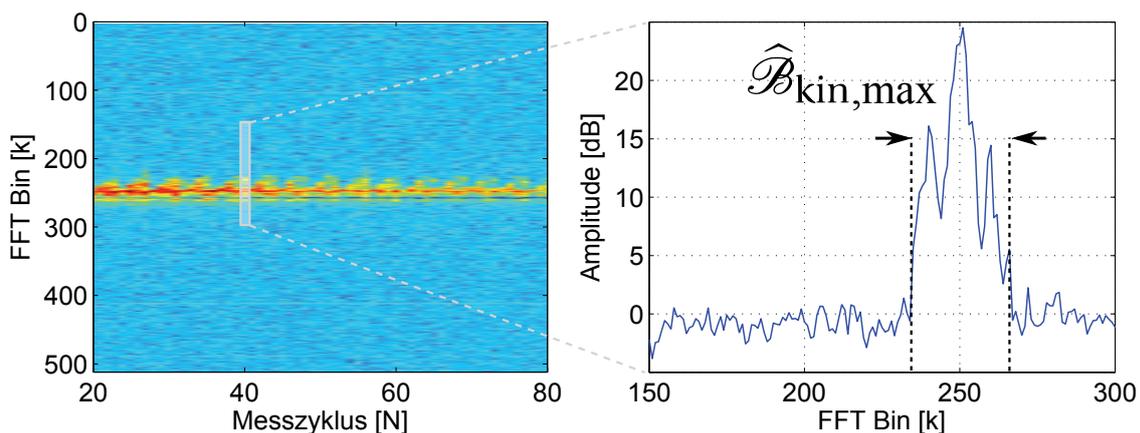


Abbildung 4.26: FSK-Spektrum für einen longitudinal bewegten Fußgänger.

Die Echosignale der Up- und Downchirps sowie des FSK-Signals eines auf das Radar zulaufenden Fußgängers sind verarbeitet worden. Die Ziellisten der Messung werden in Abbildung 4.27 dargestellt.

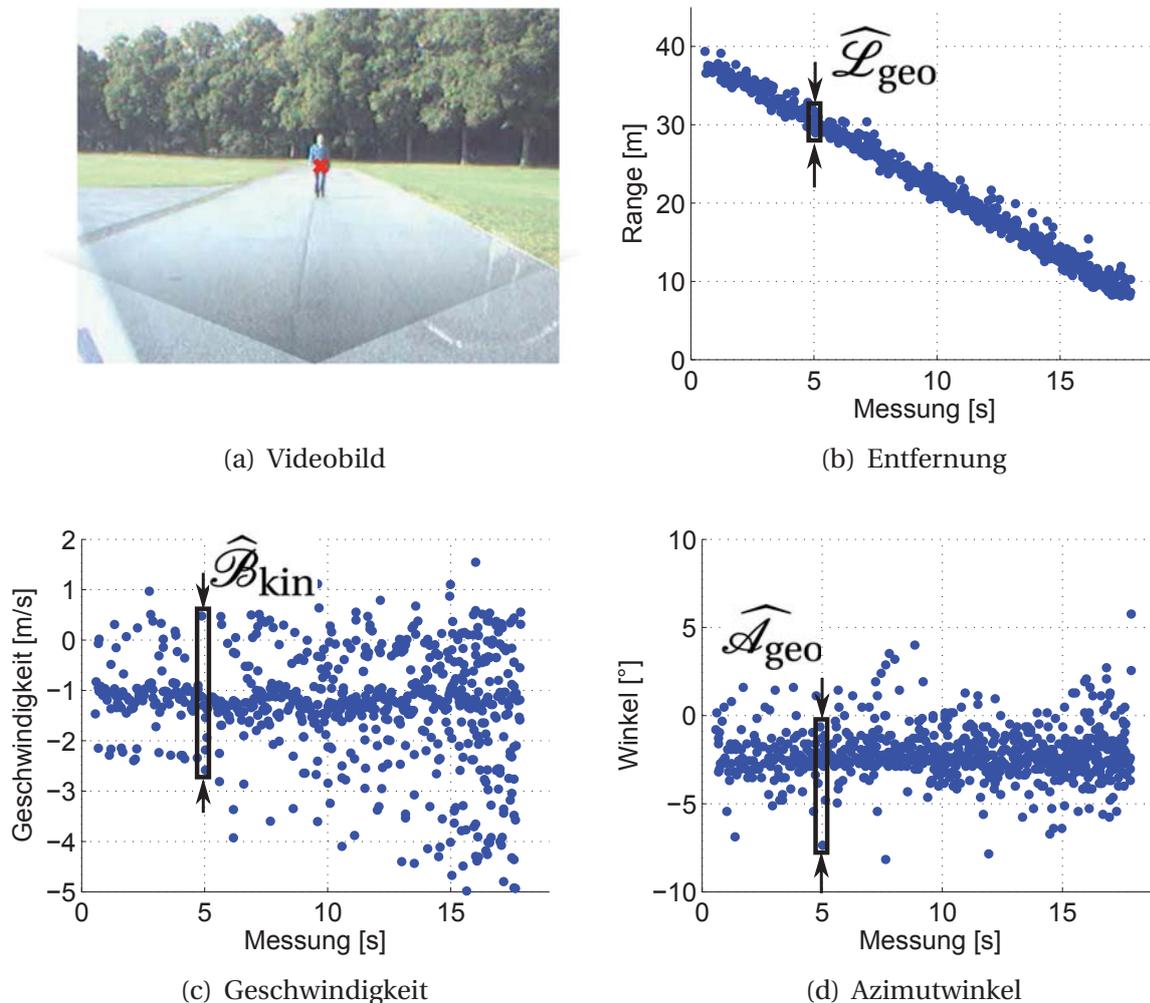


Abbildung 4.27: Ergebnisse für einen longitudinal bewegten Fußgänger.

Es zeigt sich eine stark ausgedehnte kinematische Breite. Diese wird nicht in jedem Zeitpunkt gemessen (beispielsweise, wenn Arme und Beine die gleiche Geschwindigkeit wie der Körper besitzen oder die Energie der Reflexion des Körperteils zu schwach für eine Detektion ist). Die Reflexionen werden jedoch sichtbar, je näher der Fußgänger dem Radarsensor kommt. Wird in einer Entfernung von $R = 35\text{ m}$ noch eine kinematische Breite von $\widehat{\mathcal{B}}_{\text{kin}} = 2,1\text{ m/s}$ gemessen, so zeigt sich in einer Entfernung von $R = 15\text{ m}$ bereits eine Breite von $\widehat{\mathcal{B}}_{\text{kin}} = 5,0\text{ m/s}$. Weiterhin ist der sinusförmige

Verlauf der Rumpfgeschwindigkeiten, wie bereits in den Simulationsergebnissen in Abbildung 4.23, und in Abbildung 4.25 gezeigt, angedeutet.

Neben der kinematischen Breite kann eine gering ausgedehnte geometrische Länge in Entfernung und Azimut gemessen werden, obwohl die Modelldarstellung eine reine punktförmige geometrische Länge beschreibt.

Die Messungen stimmen nicht immer mit den Ergebnissen aus dem geometrischen Modell überein, da das Modell den Einfluss fehlerbehafteter Messungen nicht beinhaltet. Der Messfehler ergibt sich durch das verwendete MFSK-Sendesignal. Die Phasenmessungen bei einem Fußgänger sind durch das geringe SNR und durch die Fluktuation gestört, weshalb größere Messfehler erzeugt werden. Insbesondere Entfernungsmesswerte weichen bei gestörten Phasenmessungen stark ab und erzeugen so eine geometrische Länge. Bei einer Abweichung der Phasenmessung entsteht ein größerer Fehler in der Entfernungsmessung als in der Geschwindigkeitsmessung, obwohl diese durch den gleichen Phasenfehler beeinflusst ist. Dies gilt speziell für diesen MFSK-Sensor, da die Entfernungsauflösung geringer ist als die Geschwindigkeitsauflösung. Bei der Geschwindigkeitsmessung sind die Messfehler geringer.

4.3.2 Modell einer lateralen Bewegung

Fußgänger sind besonders während der Straßenüberquerung gefährdet [GID11]. Um diese Situationen zu beschreiben, wird das longitudinale Bewegungsmodell auf eine lateral bewegte Situation erweitert. Dadurch entsteht ein zusätzlicher Einfluss der Bewegungsrichtung β des Fußgängers und des Azimutwinkels α . Gleichungen (4.5) - (4.7) lassen sich jeweils erweitern und es ergeben sich Gleichungen (4.9) - (4.11).

$$v_{\text{rumpf}}(t) = v(t) + b_{\text{ru}} \cos(2\pi f_{\text{ru}} t + \phi_{\text{ru}}) \cdot \cos(\alpha + \beta) \quad (4.9)$$

$$v_{\text{beine}}(t) = b_{\text{be}} \cdot \cos|2\pi f_{\text{be}} t + \phi_{\text{be}}| \cdot \cos(\alpha + \beta) \quad (4.10)$$

$$v_{\text{arme}}(t) = v(t) + b_{\text{ar}} \cdot \cos(2\pi f_{\text{ar}} t + \phi_{\text{ar}}) \cdot \cos(\alpha + \beta) \quad (4.11)$$

Es wird ein lateral $\beta = 90^\circ$ bewegter Fußgänger mit einem Azimutwinkel zwischen $\alpha = \pm 25^\circ$ und einer tatsächlichen Geschwindigkeit von $v(t) = 1,4 \text{ m/s}$ betrachtet. Das Ergebnis der simulierten Geschwindigkeiten ist in Abbildung 4.28 dargestellt. Bei einem großen Azimutwinkel ist ein großer Anteil radialer Geschwindigkeiten messbar. Je kleiner der Azimutwinkel wird, desto geringer ist der radiale Anteil und die kinematische Breite.

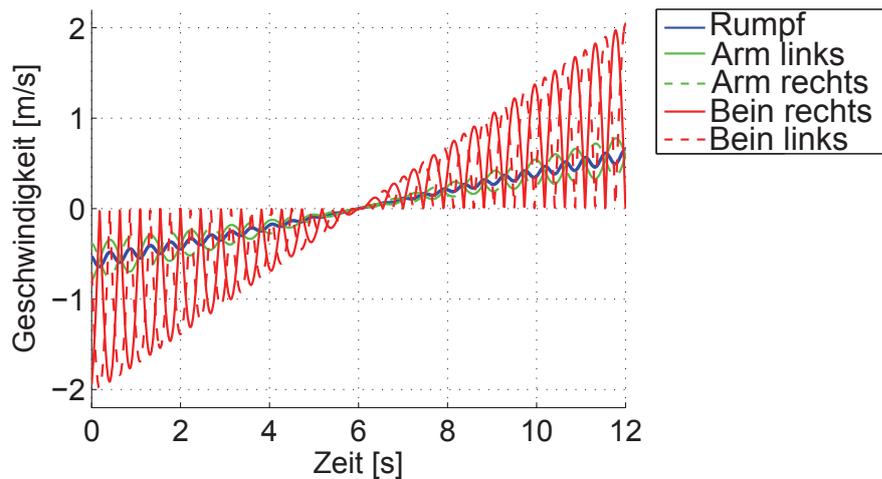


Abbildung 4.28: Rumpf-, Arm- und Beinschwingungen (laterale Bewegungsrichtung).

Simulation

Das Echosignal eines Fußgängers wird in einer Entfernung von 20 m mit einer tatsächlichen Geschwindigkeit von $1,4 \text{ m/s}$ zwischen einem Azimutwinkel von $\pm 25^\circ$ simuliert. Das Sendesignal ist ein MFSK-Sendesignal mit den Parametern aus Tabelle 3.5. Die aufeinanderfolgenden Dopplerspektren werden in Abbildung 4.29 ebenso dargestellt wie ein einziges Dopplerspektrum. Unter einem großen Azimutwinkel sind zwei charakteristische lokale Maxima sichtbar, welche die kinematische Breite der simulierten Bewegungen beschreiben.

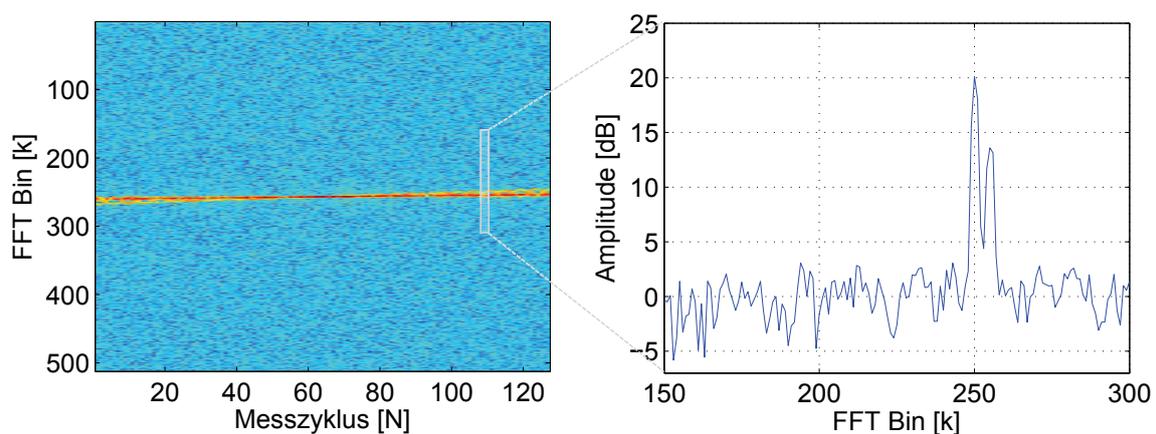


Abbildung 4.29: FSK-Spektrum für einen lateral bewegten Fußgänger.

4 Objektmodelle im Straßenverkehr

In dem MFSK-Sendesignal werden Up-, und Downchirp sowie FSK-Signal verarbeitet. Nach der Detektion werden die Ziellisten berechnet, Abbildung 4.30.

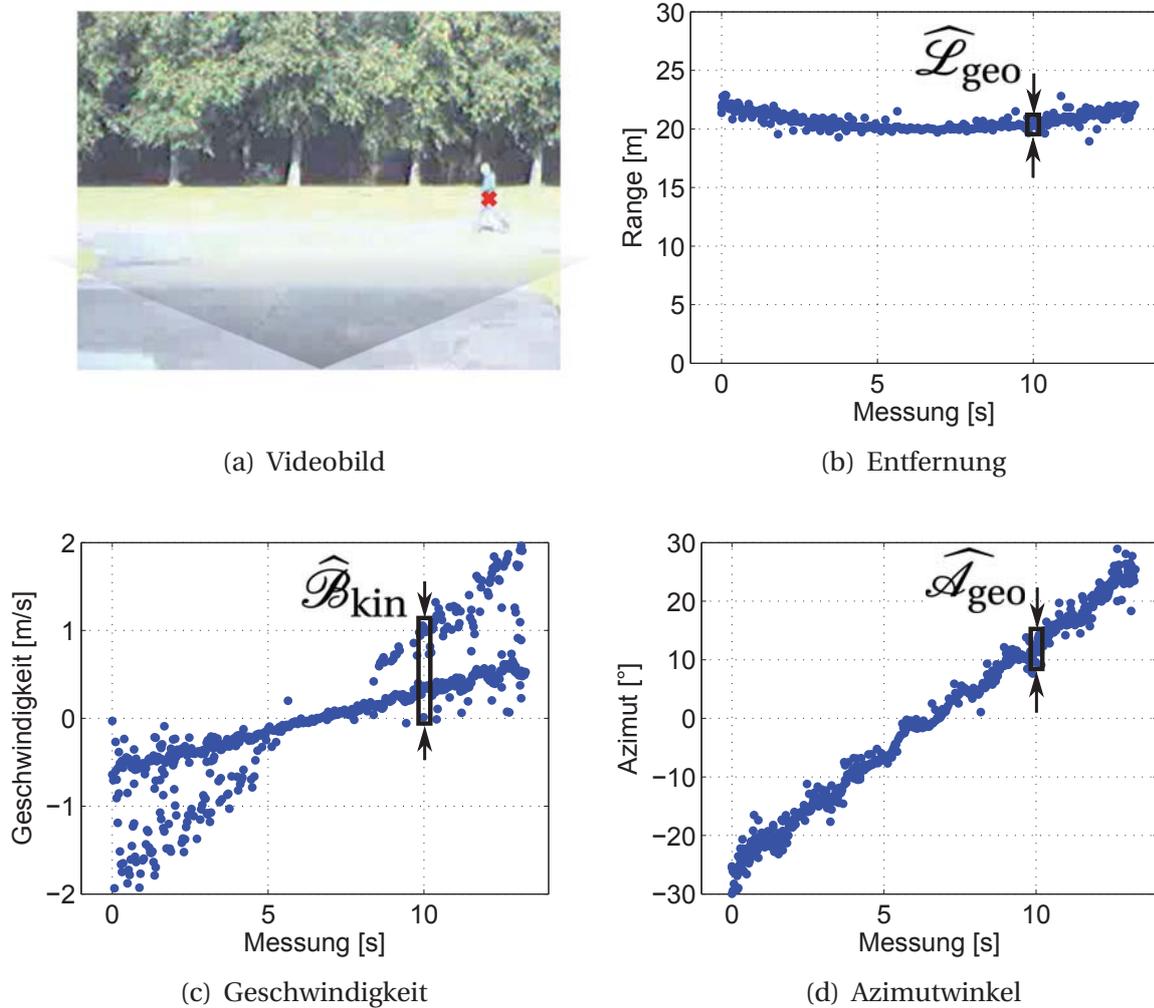


Abbildung 4.30: Ergebnisse für einen lateral bewegten Fußgänger.

Ein Fußgänger bewegt sich unter einem großen Azimutwinkel in den Beobachtungsbereich. Der Fußgänger ist hier nahezu longitudinal und zeigt die dafür typischen Eigenschaften (wie eine ausgedehnte kinematische Breite). Je kleiner der Azimutwinkel wird, desto weniger ausgedehnt ist die kinematische Breite.

Die geometrische Länge in Entfernung und Azimut ist vom Azimutwinkel abhängig und gering ausgedehnt. Diese Ausdehnung ergibt sich durch die fehlerbehaftete Phasenmessung.

Messtechnische Validierung

Zur Verifikation werden die simulierten Ergebnisse eines lateral bewegten Fußgängers mit dem MFSK-Radarsensor gemessen, Abbildung 4.31. Die Messung zeigt eine Azimutwinkel-abhängige kinematische Breite im Dopplerspektrum. Das Spektrum ist stärker oder schwächer um den Mittelpunkt (FFT Bin 255) ausgedehnt. Zwei starke lokale Maxima sind in dem vergrößerten Ausschnitt sichtbar. Die kinematische Breite ist daher bei einem Fußgänger nur von der Bewegungsrichtung und dem Azimutwinkel abhängig. Die Messung verifiziert das angenommene Modell und die Simulation.

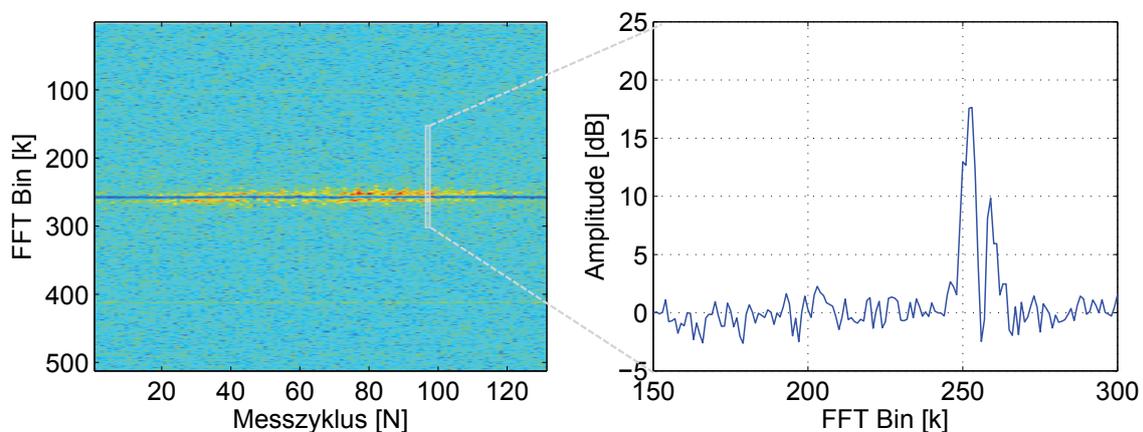


Abbildung 4.31: FSK-Spektrum für einen lateral bewegten Fußgänger.

Auch hier werden die lokalen Maxima in den drei aufeinanderfolgenden Chirps detektiert und die Frequenz- und Phasenmessungen überlappend verarbeitet. Die Ergebnisse sind als Ziellisten für die Entfernung, radiale Geschwindigkeit und den Azimutwinkel in Abbildung 4.32 dargestellt.

Die kinematische Breite und die geometrischen Längen ergeben sich analog zu den Simulationen. Es zeigt sich eine azimutabhängige ausgedehnte kinematische Breite und eine gering ausgedehnte geometrische Länge in Entfernung und Azimut. Die geometrischen Längen sind stark von den Phasenmessungen abhängig, was bereits bei lateral bewegten Fahrzeugen und longitudinal bewegten Fußgängern deutlich wurde. Die Messungen entsprechen dem Modell und den simulierten Ergebnissen.

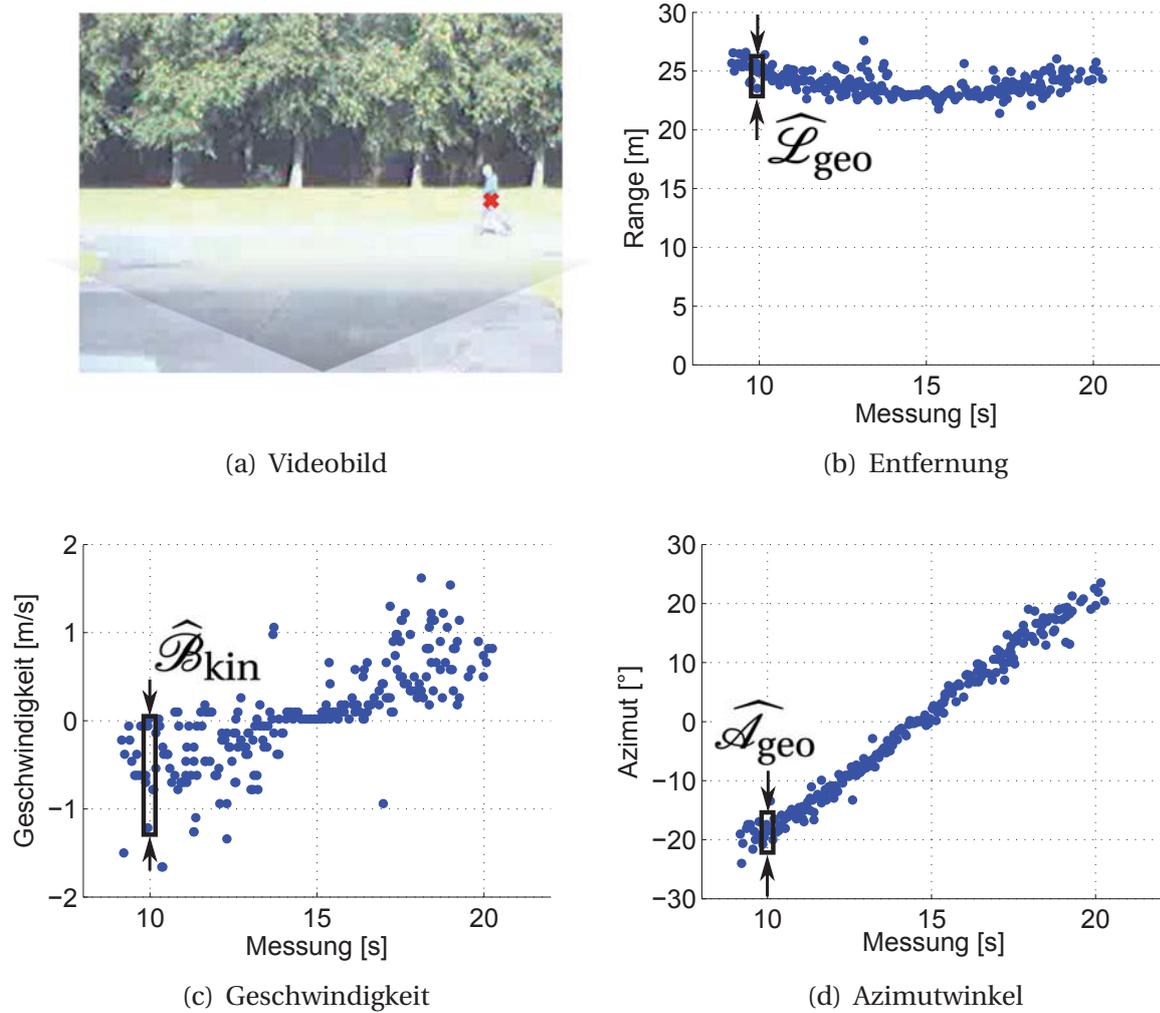


Abbildung 4.32: Ergebnisse für einen lateral bewegten Fußgänger.

4.4 Stationäre Objekte

Neben Fahrzeugen und Fußgängern werden andere Objekte im Straßenverkehr detektiert. Oft sind es Gebäude, feststehende Pfeiler, Zäune, Leitplanken oder Schilder. Die Objekte sind meist aus metallischem Material, gute Reflektoren und auf den ersten Blick stationär. Fährt das Fahrzeug mit dem angebrachten Radarsensor, so bewegen sich alle stationären Objekte mit der negativen Geschwindigkeit des betrachtenden Radarsensors. Erst wenn diese Geschwindigkeit mithilfe der Eigengeschwindigkeit kompensiert wird, erscheinen die Objekte absolut stationär.

Stationäre Ziele zu detektieren und auch zu klassifizieren kann zum Beispiel in ACC Applikationen zur Kollisionsvermeidung genutzt werden. Dazu ist die absolute Geschwindigkeit eines Objektes notwendig. Diese wird bisher aus der relativen radialen Geschwindigkeit und der gemessenen Eigengeschwindigkeit des Fahrzeugs ermittelt. Die Eigengeschwindigkeit des Fahrzeugs ist auf wenige km/h genau bekannt und wird durch Fusion verschiedener Sensoren bestimmt. Diese Information wird über einen fahrzeuginternen CAN-Bus zum Radarsensor übertragen und dort weiter verarbeitet. Dieser interne Austausch wäre nicht notwendig, wenn der Radarsensor stationäre Objekte klassifiziert und die Fahrzeugeigengeschwindigkeit dadurch schätzt. Die Eigengeschwindigkeit des eigenen Fahrzeugs kann direkt im Radarsensor berechnet werden [Bec12]. Eine Information von außen ist nicht mehr erforderlich. Der Radarsensor kann der fahrzeug-internen Sensorik sogar als weitere Informationsquelle dienen, beispielsweise auf glatten Fahrbahnen. Dazu muss die gemessene radiale Geschwindigkeit v_r mit dem zugehörigen Azimutwinkel des stationären Objektes kompensiert werden. Diese kompensierte radiale Geschwindigkeit v_r^c entspricht der negativen Eigengeschwindigkeit des Fahrzeugs $-v_{ego,vehicle}$, wie in Abbildung 4.33(c) dargestellt ist.

Werden stationäre Ziele modellhaft beschrieben, so können diese in geometrischen Längen sowohl ausgedehnt als auch punktförmig sein. In kinematischer Breite werden sie in dem Modell als punktförmig beschrieben.

Abbildung 4.33 zeigt eine urbane Situation, die mit einem 24 GHz MFSK-Radarsensor gemessen wurde. Ein stationäres Objekt (Metallpfahl) ist aus den Messdaten extrahiert worden und als Zielliste dargestellt. Der Metallpfahl wird in einer Entfernung von 40 m (Abbildung 4.33(b)) mit der negativen Eigengeschwindigkeit des Fahrzeugs (Abbildung 4.33(c)) unter einem sehr kleinen Azimutwinkel (Abbildung 4.33(d)) detektiert. Je näher das Fahrzeug dem Objekt kommt, desto größer wird der absolute Azimutwinkel. Durch diesen Einfluss wird die radiale Geschwindigkeit im Gegensatz zur Eigengeschwindigkeit kleiner. Wird die radiale Geschwindigkeit mit dem Azimutwinkel kompensiert, so ergibt sich die negative Eigengeschwindigkeit des Fahrzeugs,

Abbildung 4.33(c). Für die Modellbeschreibung zeigen sich punktförmige geometrische Längen und eine punktförmige kinematische Breite.

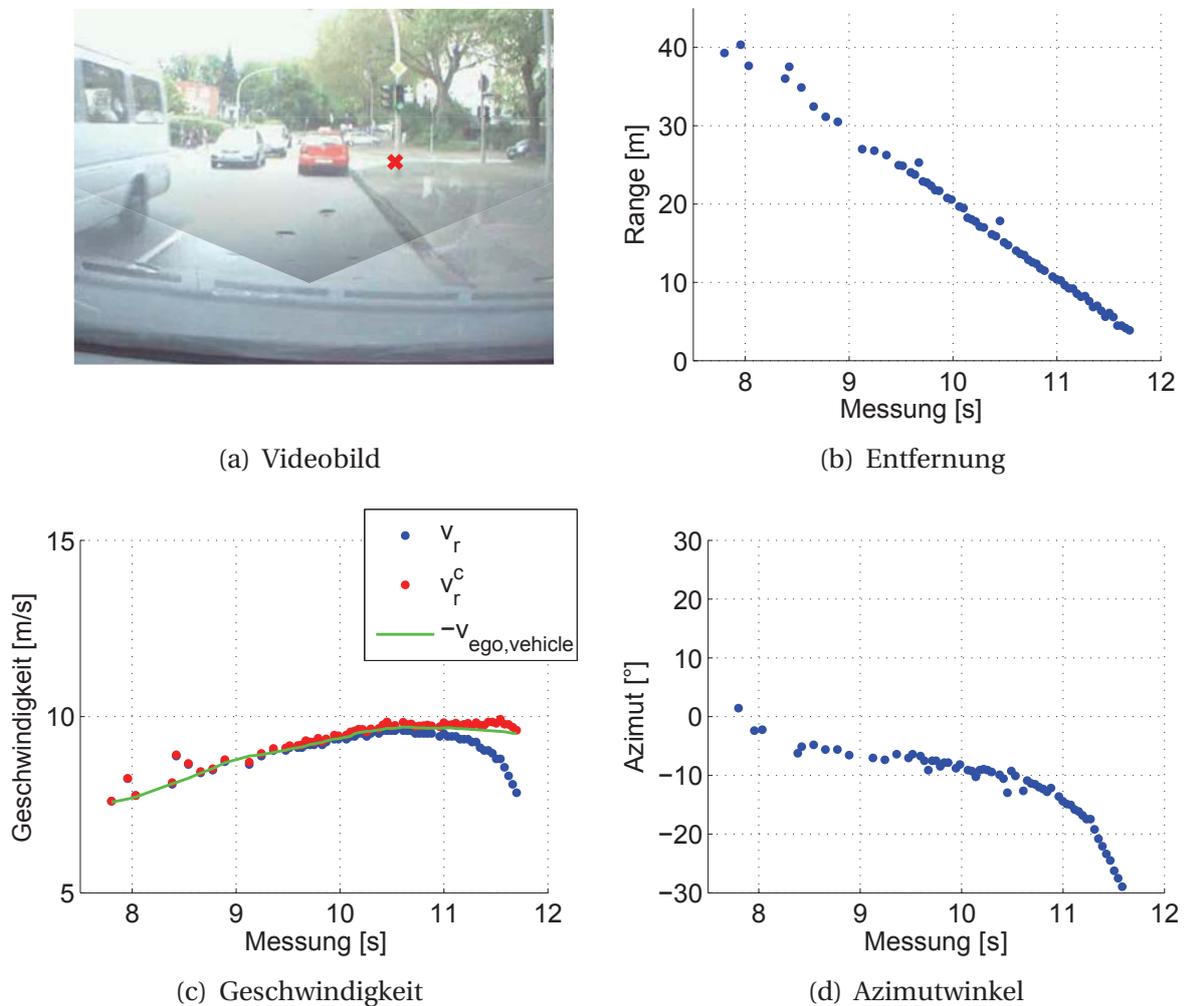


Abbildung 4.33: Ergebnisse für ein stationäres Objekt.

4.5 Quantitative Auswertung

Das geometrische und kinematische Modell beschreiben die Eigenschaften von Fahrzeugen, Fußgängern und stationären Objekten im Empfangssignal einer Radarmessung. Durch verschiedene Verkehrssituationen und Bewegungsrichtungen ist es

schwierig, einem Objekt allgemeingültige geometrische Längen und eine kinematische Breite zuzuordnen.

Die verwendete Sendesignalform und die zugehörigen Eigenschaften entscheiden über das Aussehen und die direkte Sichtbarkeit der geometrischen und kinematischen Profile im Spektrum und den Längen und Breiten. Wird eine zu geringe Auflösung gewählt, so erscheinen die Objekte als Punktziele und damit als einzelne spektrale Linie. Eine Ausdehnung ist nur sichtbar, wenn die Auflösung hoch genug ist. Dann sind im Spektrum mehrere benachbarte spektrale Linien und ein ausgedehntes Profil zu beobachten.

Bei gegebener Auflösung zeigt ein Fußgänger in einer longitudinalen Bewegungsrichtung eine ausgedehnte kinematische Breite und punktförmige geometrische Längen. Fahrzeuge zeigen entgegengesetzte Eigenschaften. Stationäre Objekte sind allgemein punktförmig.

Fahrzeug	Longitudinal	Lateral
L_{geo}	ausgedehnt	punktförmig
A_{geo}	punktförmig	ausgedehnt
B_{kin}	punktförmig	gering ausgedehnt
Fußgänger		
L_{geo}	punktförmig	punktförmig
A_{geo}	punktförmig	punktförmig
B_{kin}	ausgedehnt	gering ausgedehnt
Stationär		
L_{geo}	punktförmig	punktförmig
A_{geo}	punktförmig	punktförmig
B_{kin}	punktförmig	punktförmig

Tabelle 4.1: Geometrische Längen und kinematische Breite.

Im Falle einer lateralen Bewegungsrichtung zeigen sowohl Fußgänger als auch Fahrzeuge eine ausgedehnte kinematische Breite. Fußgänger weisen diese nicht in jeder Messung auf und durch die sinusförmige Bewegung sind die Werte nicht konstant. Bei Fahrzeugen zeigt sich eine konstante kinematische Breite. Ähnlich verhält es sich mit den geometrischen Längen.

Aufgrund der verschiedenen Verkehrssituationen wird zwischen einer **punktförmigen**, **gering ausgedehnten** und **ausgedehnten** geometrischen Länge in Entfernung und Azimut und kinematischer Breite unterschieden. Tabelle 4.1 fasst die Modellbeschreibungen und Messergebnisse zusammen.



4 Objektmodelle im Straßenverkehr

Die Simulationen und die Messergebnisse haben gezeigt, dass die MFSK-Sendesignalform für den Automobilbereich und die Messung von Fahrzeugen sowohl in longitudinaler als auch in lateraler Bewegungsrichtung prinzipiell geeignet ist. Ist das SNR und die Auflösung hoch genug, so lassen sich Ausdehnungen messen. Geringes SNR ergibt größere absolute Abweichungen in der Entfernungs- und Azimutmessung als in der Geschwindigkeitsmessung.

5 Signalmerkmale

Die Modelle verschiedener Objekte im Straßenverkehr bilden die Grundlage für einen Signalverarbeitungsschritt, der besonders in den letzten Jahren an Bedeutung gewonnen hat: das Erkennen von Signaturen im Radarempfangssignal und die Klassifikation von detektierten Objekten, Abbildung 5.1.

Eine Klasse wird durch Eigenschaften im Radarempfangssignal charakterisiert. Die Einordnung in diese Klasse wird von einem Klassifikator durchgeführt. Allgemein gilt, je eindeutiger die Eigenschaften sind, desto einfacher ist es, für den Klassifikationsalgorithmus eine richtige Entscheidung zu treffen. Das Ergebnis sollte eine geringe Missklassifikationsrate und eine hohe Klassifikationsrate sein.

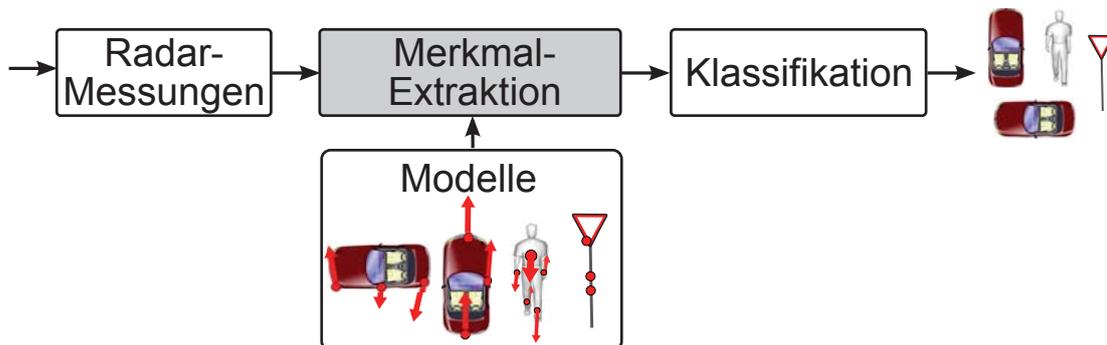


Abbildung 5.1: Objektmodelle im Kontext der Signalverarbeitung.

Um die Klassifikation durchzuführen, sind Eigenschaften notwendig, die auf den Modellbeschreibungen basieren und durch sogenannte **Signalmerkmale** beschrieben werden. Dazu wird eine **Merkmalextraktion** durchgeführt, in der die Merkmale aus den Echosignalen und den geschätzten Objektparametern, wie Entfernung, Geschwindigkeit und Signalstärke eines Objektes berechnet werden. Diese Merkmale sind zum Beispiel die geometrische Länge und die kinematische Breite aus dem Entfernungs- und Dopplerprofil. Die Extraktion dieser Merkmale aus den spezifischen Echosignalen wird in diesem Kapitel beschrieben.

Da sich Verkehrssituationen sehr schnell ändern, weil Fußgänger beispielsweise entlang eines Bürgersteigs gehen und plötzlich auf die Straße einbiegen, ist in automobilen Anwendungen eine schnelle Merkmalsextraktion und Klassifikation erforderlich. Die Signalanalyse und Extraktion von Merkmalen wird daher zunächst auf Basis eines einzigen MFSK-Radarechos im Messzyklus der Dauer T_{CPI} ausgeführt. Das Klassifikationsergebnis ist dadurch innerhalb eines Messzyklus vorhanden und kann zur Weiterverarbeitung im Fahrzeug genutzt werden.

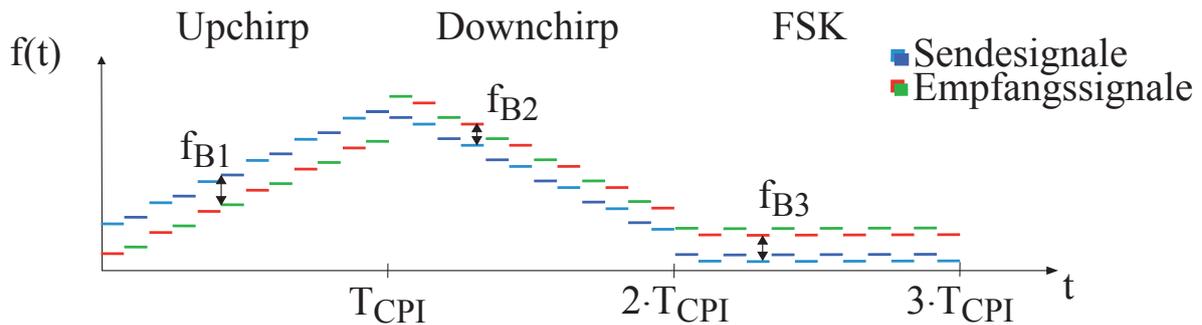


Abbildung 5.2: MFSK-Sendesignal.

Bei Benutzung der MFSK-Sendesignalform wird zunächst ein Up- bzw. Downchirp gesendet, Abbildung 5.2. In dem Radarecho eines Up- oder Downchirps wird die Differenzfrequenz f_B gemessen. Zusätzlich ist durch den geringen Frequenzversatz f_{Shift} der beiden ineinander verwobenen Sendesignale (vgl. Abbildung 3.12) die Messung der Phasendifferenz $\Delta\varphi$ wie bei einem FSK-Signal möglich. Da die Differenzfrequenz und Phasendifferenz gleichzeitig gemessen werden, sind diese einander eindeutig zugeordnet. Dadurch werden die Objektparameter Entfernung R und Geschwindigkeit v_r eindeutig berechnet, vgl. Gleichungen (3.28), (3.29). Diese Objektparameter werden in einer Range-Doppler-Matrix dargestellt und bilden die Grundlage für die Berechnung der kinematischen Breite und geometrischen Länge durch ein MFSK-Signal.

5.1 Dopplerprofil

Die Breite im Dopplerprofil ist eine charakteristische Größe, die zur Zielklassifikation genutzt wird. Durch die Beschreibung der kinematischen Breite werden Merkmale der gemessenen Objekte aus dem Echosignal berechnet. Da der Sensor zunächst einen Upchirp und Downchirp sendet, werden diese Empfangssignale als Erstes ausgewertet.

Die Auswertung erfolgt durch eine Range-Doppler-Matrix, da durch die Verwebung von frequenzmodulierten und konstanten Sendesignalanteilen in dem MFSK-Signal in jeder Messung ein Geschwindigkeits- und ein Entfernungsanteil vorhanden sind.

5.1.1 MFSK Upchirp/Downchirp

Bei einem MFSK Up- oder Downchirp wird die kinematische Breite durch eine Detektion und Auswertung der Objektparameter berechnet, da die Entfernungs- und Geschwindigkeitsinformationen im Spektrum voneinander abhängig sind. Die Objektparameter werden in eine Range-Doppler-Matrix eingetragen. Dazu zeigt Abbildung 5.3(a) das MFSK-Spektrum (Upchirp) eines Fußgängers. Dort werden eine kinematische Breite und eine punktförmige geometrische Länge gemessen, welche zunächst nicht direkt im Spektrum erkennbar sind.

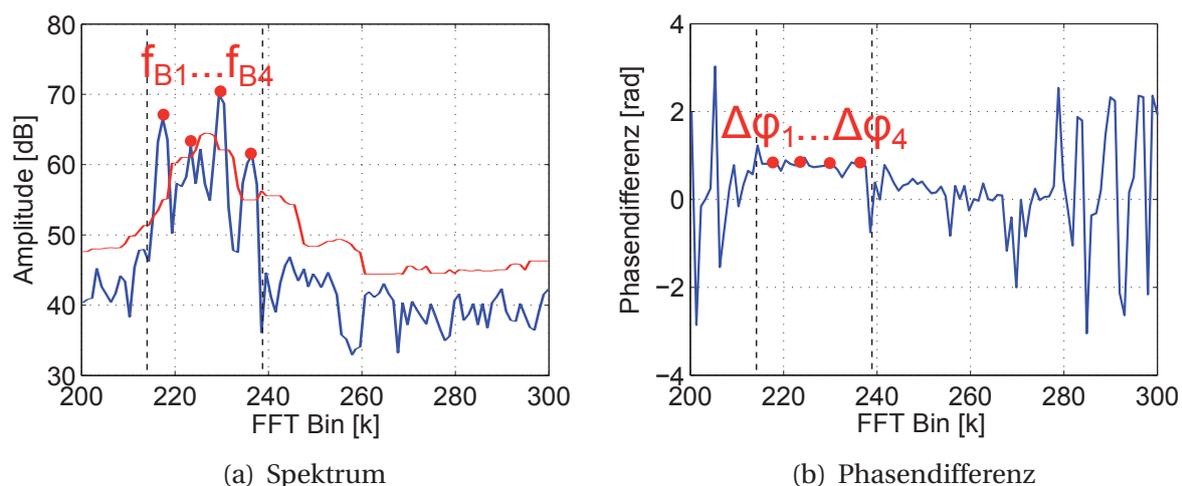


Abbildung 5.3: Kinematisch ausgedehntes Objekt.

Werden die lokalen Maxima jedoch durch ein CFAR-Verfahren detektiert, und die Differenzfrequenzen $f_{B,n}$ mit den zugehörigen Phasendifferenzen $\Delta\phi_n$ des Radarempfangssignals in Abbildung 5.3(b) ausgewertet, so zeigt sich, dass die vier Messwerte eine nahezu konstante Entfernung und eine unterschiedliche Geschwindigkeit aufweisen. Das Objekt weist daher eine Ausdehnung in der kinematischen Breite auf, Abbildung 5.4.

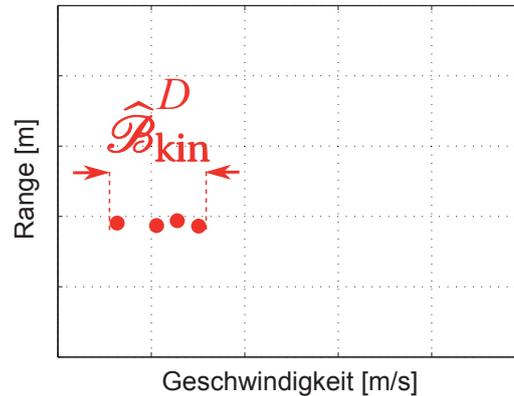


Abbildung 5.4: Range-Doppler-Matrix (Fußgänger).

Aus den in der Range-Doppler-Matrix dargestellten Messwerten dieses Objekts wird das Merkmal $\hat{\mathcal{B}}_{kin}^D$ berechnet. Dazu werden die maximale und minimale Geschwindigkeit v_{maximal} und v_{minimal} aus allen Geschwindigkeitsmesswerten eines Objektes bestimmt. Der Abstand zwischen dem maximalen und minimalen Messwert entspricht der kinematischen Breite im Upchirp eines MFSK-Echosignals, Gleichung (5.1). Da es sich nach der Merkmalberechnung um eine Geschwindigkeit handelt, wird das Merkmal in der Einheit m/s angegeben.

$$\hat{\mathcal{B}}_{kin}^D = v_{\text{maximal}} - v_{\text{minimal}} \quad (5.1)$$

Der Downchirp wird analog zum Upchirp durch eine Detektion und Breitenschätzung aus den verschiedenen Geschwindigkeitsmesswerten eines Objektes in der Range-Doppler-Matrix ausgewertet.

5.1.2 FSK-Signal

Nach dem Downchirp wird ein FSK-Signal gesendet, vgl. Abbildung 5.2. Dadurch ist in der Frequenzmessung kein Laufzeitanteil, sondern nur ein Geschwindigkeitsanteil vorhanden. Die kinematische Breite $\hat{\mathcal{B}}_{kin}^S$ lässt sich dadurch direkt aus dem Spektrum mithilfe einer **Schwelle** und dem Abstand zwischen zwei Frequenzen schätzen.

Das nach der Betragsquadratbildung exponentiell verteilte Rauschen N_R besteht aus Zufallsvariablen und lässt sich statistisch durch den Mittelwert $\mu(N_R)$ beschreiben. Ein Vielfaches m von $\mu(N_R)$ wird als Schwelle s zur Berechnung der kinematischen Breite genutzt, Gleichung (5.2).

$$s = m \cdot \mu(N_R) \quad \text{mit } m > 1 \quad (5.2)$$

Daraus ergeben sich diskrete Schnittpunkte an einer bestimmten Dopplerfrequenz links f_l und rechts f_r , ausgehend nach links und rechts von der Detektion im Spektrum. Die geschätzte Breite des Dopplerspektrums $\hat{\mathcal{B}}_{\text{kin}}^S$ ergibt sich aus dem Abstand der beiden diskreten Dopplerfrequenzen beziehungsweise durch die Anzahl k_D der Frequenzbins und der Dopplerauflösung Δf_D , Gleichung (5.3). Durch die gegebene Dopplerauflösung und die Anzahl der Frequenzbins ist das Merkmal in der Einheit Hz gegeben.

$$\hat{\mathcal{B}}_{\text{kin}}^S = k_D \cdot \Delta f_D = f_r - f_l \quad (5.3)$$

In Abbildung 5.5 ist das Merkmal in zwei exemplarische Empfangsspektren eingezeichnet. Während Abbildung 5.5(a) das Dopplerspektrum eines Fußgängers darstellt, zeigt Abbildung 5.5(b) das Dopplerspektrum eines Fahrzeugs. Es ist eine ausgedehnte beziehungsweise punktförmige kinematische Breite sichtbar, die durch das Merkmal $\hat{\mathcal{B}}_{\text{kin}}^S$ beschrieben wird.

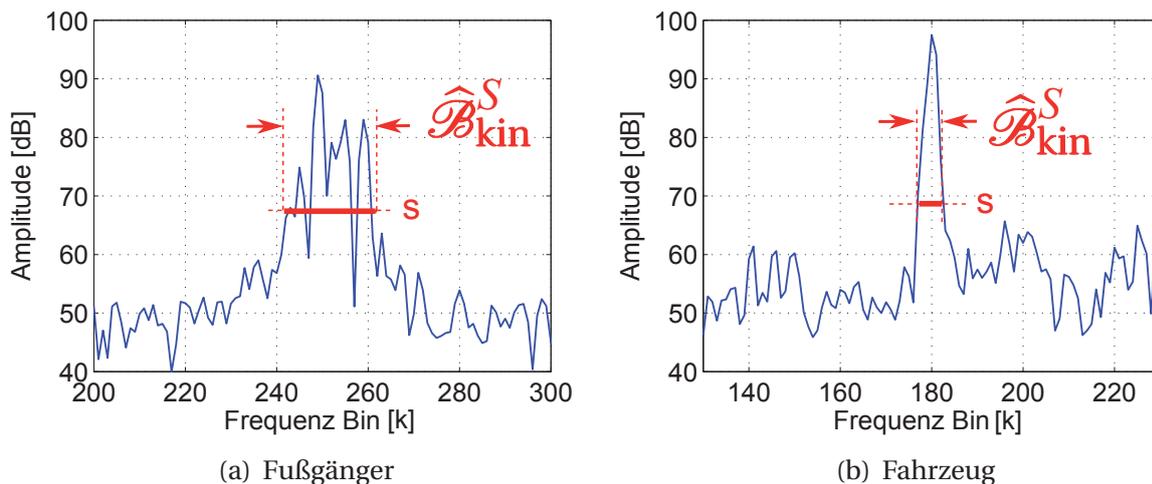


Abbildung 5.5: Dopplerspektrum eines Fußgängers und eines Fahrzeugs mit hoher Amplitudenschwelle.

Die Position der Schwelle ist entscheidend für die Berechnung des Merkmals. Zur Verdeutlichung sind in Abbildung 5.6 die Dopplerspektren eines Fußgängers und eines Fahrzeugs mit einer geringeren Amplitudenschwelle von $s = \mu(N_R)$ dargestellt. Der Vergleich zur Abbildung 5.5 bei $s = 2,9 \cdot \mu(N_R)$ zeigt, dass die Amplitudenschwelle einen starken Einfluss auf den Wert des Merkmals $\hat{\mathcal{B}}_{\text{kin}}^S$ hat. Durch eine zu niedrige Schwelle wird die Anzahl der Frequenzbins k_D im Spektrum zu groß geschätzt, da eventuell Rauschbereiche hinzugezogen werden. Eine zu hohe Amplitudenschwelle

resultiert in zu wenigen Frequenzbins, wodurch das Merkmal für einen Fußgänger und ein Fahrzeug ähnlich ist.

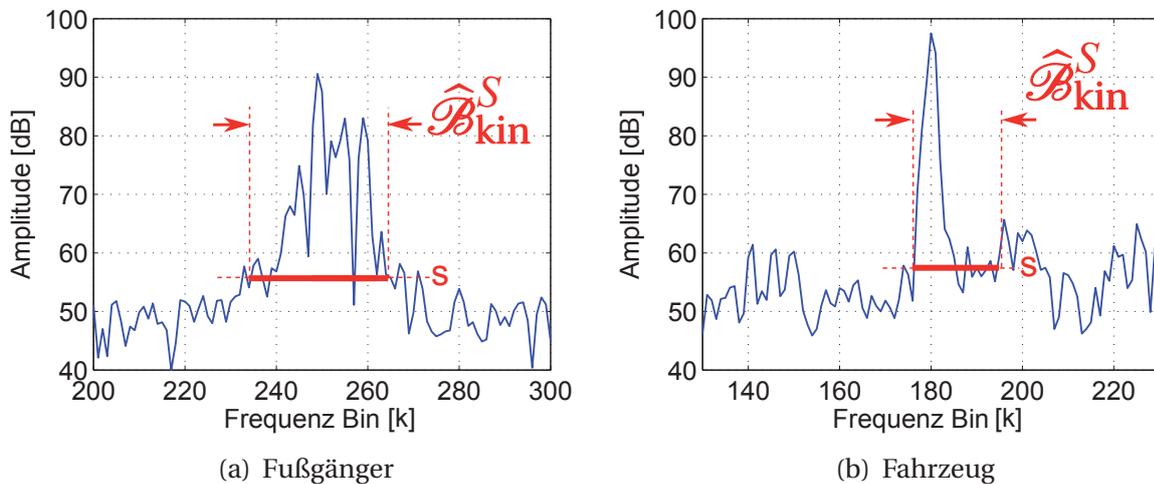


Abbildung 5.6: Dopplerspektrum eines Fußgängers und eines Fahrzeugs mit geringer Amplitudenschwelle.

Diese Messmethode zeigt gute Ergebnisse, reagiert allerdings sensibel auf die Veränderung der Schwelle s . Um diesen Effekt zu umgehen, wird die kinematische Breite zusätzlich durch eine **Funktionsapproximation** beschrieben. Der Vorteil liegt darin, dass keine Schwelle evaluiert werden muss und die Breite direkt aus den Funktionsparametern abgelesen werden kann. Dazu wird ein Ausschnitt des Dopplerprofils durch eine Gauss-Funktion approximiert, Gleichung 5.4. Bei dieser Funktion ist durch die Standardabweichung σ ein Indikator für die kinematische Breite gegeben und das gewünschte Merkmal kann ohne weitere Berechnung aus den errechneten Funktionsparametern extrahiert werden, Gleichung 5.5.

$$f(k) = ae^{-\frac{(k-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (5.4)$$

$$\Rightarrow \hat{\mathcal{B}}_{kin}^G = \sigma \quad (5.5)$$

Die Funktionsapproximation ist exemplarisch für ein mittelwertfreies Dopplerspektrum eines Fußgängers und eines Fahrzeugs dargestellt, Abbildung 5.7. Für den Fußgänger wird eine große Standardabweichung berechnet. Aus dem Empfangsspektrum des Fahrzeugs lässt sich ein deutlich kleinerer Wert für $\hat{\mathcal{B}}_{kin}^G$ extrahieren.

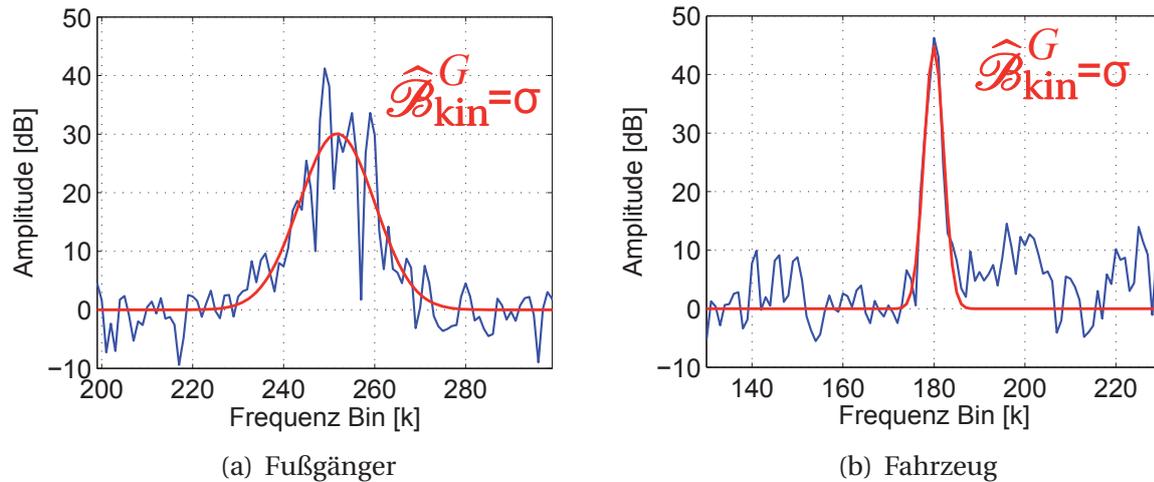


Abbildung 5.7: Dopplerspektrum eines Fußgängers und eines Fahrzeugs.

Die Anzahl der Frequenzbins, die zur Funktionsapproximation genutzt werden, ist entscheidend für die Qualität des Merkmals. Eine Vielzahl von Frequenzbins erhöht den Rechenaufwand, kann die Qualität des Merkmals jedoch verbessern. In jedem Falle sollte die Anzahl der Nachbarn die maximal zu erwartende Breite eines Fußgängers im Spektrum widerspiegeln. Bei einer Dopplerauflösung von $\Delta f_D = 28 \text{ Hz}$ und einer maximal zu erwartenden Breite von 800 Hz entspricht dies mindestens einer Anzahl von 15 Frequenzbins nach rechts und links des stärksten lokalen Maximums.

Neben der Breitenschätzung des Dopplerprofils werden **weitere Merkmale** berechnet. Aus dem Dopplerprofil wird die Anzahl der lokalen Maxima N_{Imax} oberhalb einer gewählten Schwelle extrahiert. Dazu wird die maximale erwartete Ausdehnung eines Fußgängers von 800 Hz angenommen und die Anzahl der lokalen Hochpunkte im Intervall $[f_l, f_r]$ gezählt. In Abbildung 5.8 ist das Merkmal in ein Dopplerspektrum eingezeichnet. Für einen Fußgänger werden exemplarisch sechs lokale Maxima bestimmt, für das Fahrzeug nur ein Maximum.

Bewegt sich der Radarsensor mit einer Eigengeschwindigkeit, so muss das Spektrum mit einer Bandsperrung an der Stelle der Eigengeschwindigkeit gefiltert werden. Das ist notwendig, da alle stationären Ziele in der spektralen Umgebung eines Fußgängers liegen und es zu verbreiterten Dopplerprofilen kommen kann. Dies gilt nicht für Merkmale, welche direkt aus dem Up- oder Downchirp extrahiert werden. Hier muss die Eigenbewegung lediglich bei der Datenassoziation berücksichtigt werden.

Alle Methoden zur Berechnung der kinematischen Breite im Dopplerprofil resultieren in einem spezifischen Merkmal. Obwohl die Merkmale alle der gleichen physikalischen Gegebenheit obliegen, ergeben sich unterschiedliche Werte, die durch verschie-

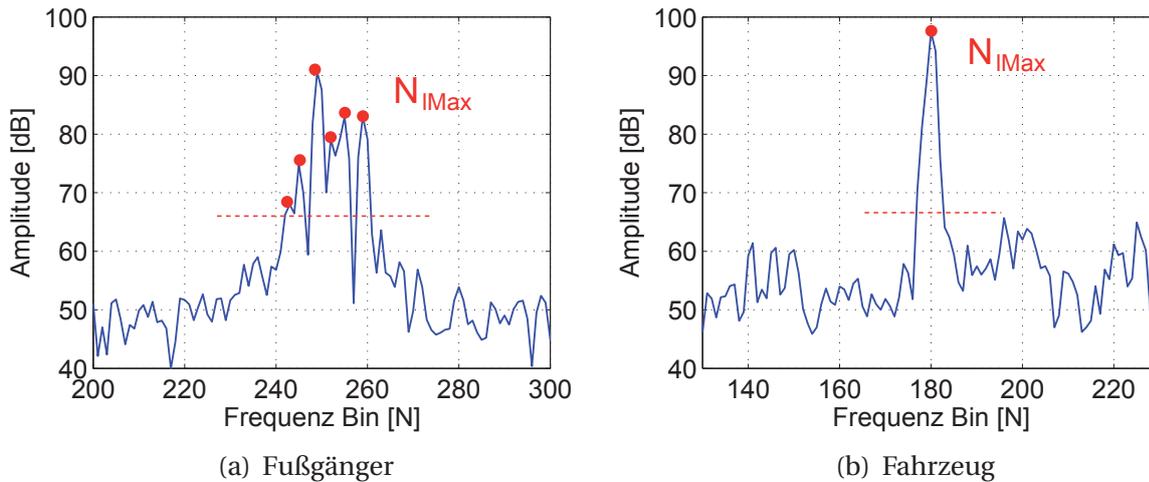


Abbildung 5.8: Anzahl lokaler Maxima $N_{I\max}$ im Dopplerspektrum.

dene hochgestellte Indizes (**D**etektion, **S**chwelle, **G**auss-Funktionsapproximation) unterschieden werden.

5.2 Entfernungprofil

Als weiteres Merkmal wird die geometrische Länge bestimmt. Diese ist neben der kinematischen Breite eine wichtige Größe zur Unterscheidung von Fußgängern und Fahrzeugen, wie bereits in der Modellbeschreibung verdeutlicht wurde. Für die Extraktion geeigneter Merkmale werden ebenfalls die bereits erläuterten Verfahren verwendet. Bei der MFSK-Sendesignalform werden zunächst Up- und Downchirp gesendet, in deren Echosignalen Entfernungs- und Geschwindigkeitsanteile der einzelnen Objekte gemessen werden. Diesen beiden Signalen folgt ein FSK-Signal, dessen Frequenzmessung eine reine Geschwindigkeitsmessung ist. Zur Berechnung einer geometrischen Länge können bei dem verwendeten MFSK-Sensor daher nur Up- und Downchirp genutzt werden.

In einem MFSK-Echosignal eines Up- oder Downchirp ist die Ausdehnung im Empfangsspektrum zwar erkennbar, es lässt sich aber nicht direkt zuordnen, ob es sich um eine geometrische Länge oder kinematische Breite handelt, da die Geschwindigkeitsanteile und Entfernungsanteile ineinander verwoben sind. Zur Verifizierung wird eine Radarmessung eines Fahrzeugs mit einem MFSK-Sendesignal durchgeführt,

Abbildung 5.9. Ist eine geometrische Länge die Ursache der spektralen Aufweitung, hat dies eine lineare Phasendifferenz zur Folge und die geometrische Ausdehnung ist in der Range-Doppler-Matrix sichtbar.

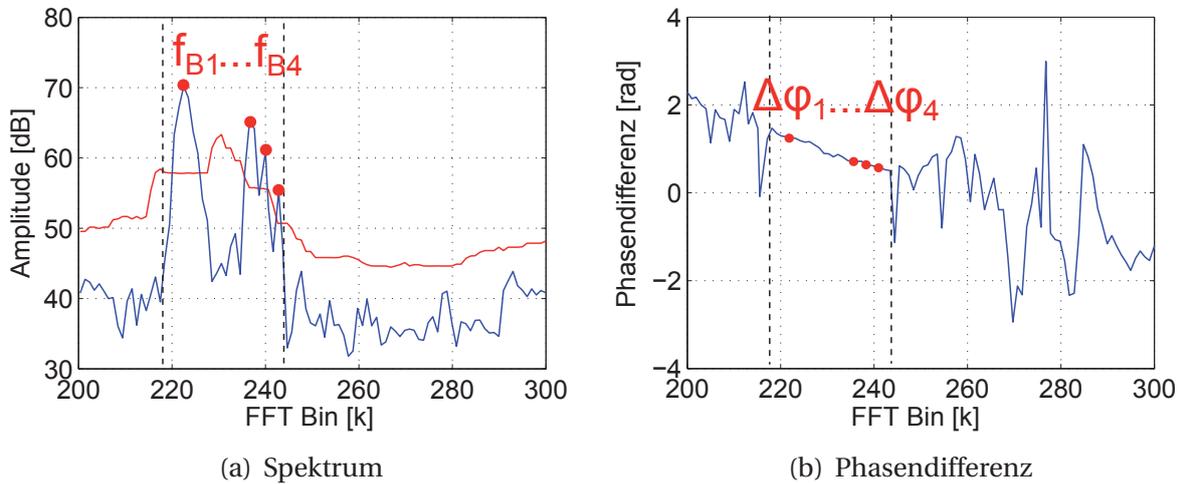


Abbildung 5.9: Geometrisch ausgedehntes Objekt.

Dazu werden das Spektrum und die Phasenmessung weiterverarbeitet. Nach einer Detektion wird durch jede Differenzfrequenz $f_{B,n}$ mit der zugehörigen Phasendifferenz $\Delta\varphi_n$ neben der radialen Geschwindigkeit auch eine Entfernung R eindeutig berechnet. Die beiden geschätzten Objektparameter sind exemplarisch in Abbildung 5.10 in einer Range-Doppler-Matrix dargestellt.

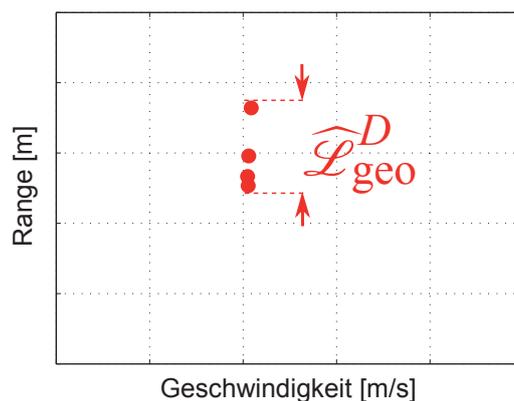


Abbildung 5.10: Range-Doppler-Matrix (Fahrzeug).

Aus mehreren gemessenen Entfernungen eines Objektes wird die geometrische Länge $\widehat{\mathcal{L}}_{\text{geo}}^D$ extrahiert. Diese wird durch die maximale R_{maximal} und minimale Entfernung R_{minimal} zusammengehöriger Entfernungsmessungen bestimmt und ist in der Einheit m gegeben, Gleichung (5.6).

$$\widehat{\mathcal{L}}_{\text{geo}}^D = R_{\text{maximal}} - R_{\text{minimal}} \quad (5.6)$$

5.3 Stochastische Merkmale

Aus dem Entfernungs- und Dopplerprofil werden weitere stochastisch basierte Merkmale berechnet. Radarmessungen von Fußgängern unter Benutzung eines MFSK-Sendesignals sind fehlerbehaftet. Dies wird in der geometrischen Länge in Entfernung deutlich, vgl. Abbildung 4.27. Die Entfernungsmesswerte streuen stark, da die Phasenmessungen eines Fußgängers stärker variieren als die eines Fahrzeugs, welches sich in einem größeren Entfernungsmessfehler als Geschwindigkeitsmessfehler zeigt. Das *SNR* des Echosignals eines Fußgängers fluktuiert stärker als das eines Fahrzeugs. Diese Eigenschaft wird durch stochastische Merkmale beschrieben.

Dazu wird vorausgesetzt, dass aufeinanderfolgende Messungen der Objektparameter R und v_r zufällige, voneinander unabhängige Variablen sind. Mit dieser Annahme können stochastische Merkmale, wie die **Varianz** (var) und **Standardabweichung** (std) der gemessenen Entfernung und Geschwindigkeit, geschätzt werden.

Aus der radialen Geschwindigkeit v_r werden zwei stochastische Merkmale geschätzt. Gleichung (5.7) repräsentiert die Schätzung der Standardabweichung der radialen Geschwindigkeitsmessung eines Objektes mit $\overline{v_r} = \frac{1}{J} \sum_{j=1}^J v_{r,j}$ und der Anzahl der Reflexionspunkte eines Objektes J .

Für die Entfernung R und den Rückstreukoeffizienten RCS wird der gleiche Ansatz genutzt. Dadurch ergeben sich insgesamt drei Merkmale für die Schätzung der Standardabweichung: v_{std} , R_{std} und RCS_{std} .

$$v_{\text{std}} = \sqrt{\frac{1}{J-1} \sum_{j=1}^J (v_{r,j} - \overline{v_r})^2} \quad (5.7)$$

Die Varianz wird mithilfe von Gleichung (5.8) für die gemessenen Werte radiale Geschwindigkeit, Entfernung und den Rückstreukoeffizienten geschätzt. Dies ergibt drei zusätzliche Merkmale, v_{var} , R_{var} und RCS_{var} .

$$v_{\text{var}} = (v_{\text{std}})^2 \quad (5.8)$$

Aus den Modellbetrachtungen zeigt sich, dass ein Fußgänger verschiedene sich sinusförmig ändernde Geschwindigkeiten bei gleichen Entfernungen innerhalb eines Messzyklus aufweist. Bei einem Fahrzeug werden unterschiedliche Entfernungen und gleiche Geschwindigkeiten gemessen. Die Standardabweichung und Varianz der Geschwindigkeitsmessungen und der Entfernungsmessungen sind daher im Falle von Fußgängern und Fahrzeugen unterschiedlich.

Alle extrahierten Merkmale werden in einem Merkmalvektor \vec{x} bestehend aus i extrahierten Merkmalen gespeichert, Gleichung (5.9). Eine Normalisierung der Merkmale wird durchgeführt, falls diese unterschiedlichen Ausmaßes sind.

$$\vec{x} = (x_1; x_2; \dots; x_i) \in \mathbb{R} \tag{5.9}$$

Der gesamte Merkmalvektor \vec{x}_s für einen Messzyklus (Index „s“ (single)) ist in Tabelle 5.1 gegeben. Neben den Merkmalen der kinematischen Breiten- und geometrischen Längenschätzung werden ebenfalls stochastische Merkmale berechnet. Der Vollständigkeit halber sind der Mittelwert der radialen Geschwindigkeit $v_{r,mean}$ und der Mittelwert des Radarrückstreukoeffizienten RCS_{mean} ebenfalls als Merkmal aufgeführt.

Merkmal	Abkürzung	Beschreibung
$x_{s,1}$	$v_{r,mean}$	Mittelwert der radialen Geschwindigkeit
$x_{s,2}$	\widehat{B}_{kin}^S	kinematische Breite (Schwelle)
$x_{s,3}$	\widehat{B}_{kin}^G	kinematische Breite (Gauss-Funk.)
$x_{s,4}$	\widehat{B}_{kin}^D	kinematische Breite (Detektion)
$x_{s,5}$	N_{lmax}	Anzahl lokaler Maxima
$x_{s,6}$	v_{std}	Standardabweichung in radialer Geschwindigkeit
$x_{s,7}$	v_{var}	Varianz in radialer Geschwindigkeit
$x_{s,8}$	$\widehat{\mathcal{L}}_{geo}^D$	geometrische Länge in Entfernung (Detektion)
$x_{s,9}$	R_{std}	Standardabweichung in Entfernung
$x_{s,10}$	R_{var}	Varianz in Entfernung
$x_{s,11}$	RCS_{mean}	Mittelwert des Rückstreukoeffizienten
$x_{s,12}$	RCS_{std}	Standardabweichung im Rückstreukoeffizienten
$x_{s,13}$	RCS_{var}	Varianz im Rückstreukoeffizienten

Tabelle 5.1: Merkmalvektor eines Messzyklus (MFSK).

Nicht alle Merkmale beschreiben Objekte in den betrachteten Situationen gleich gut. Beispielsweise lassen sich schnelle longitudinal fahrende Fahrzeuge durch die radiale

Geschwindigkeit gut von Fußgängern unterscheiden. In Situationen wie Querverkehr oder bei sehr langsam fahrenden Fahrzeugen ist die radiale Geschwindigkeit jedoch weniger aussagekräftig. Die Objektrennfähigkeit durch Merkmale ist dadurch beeinflusst.

5.4 Merkmalevaluation

In diesem Unterkapitel wird die auf den berechneten Merkmalen basierende Objektrennfähigkeit betrachtet, denn die Qualität eines Merkmals ist entscheidend für das Klassifikationsergebnis. Ohne gut separierende Merkmale lassen sich auch mit einem perfekten Klassifikationsalgorithmus nur mäßige Ergebnisse erzielen [DHS07], [Sch96]. Ideale Merkmale hingegen ermöglichen eine fehlerfreie Klassifikation. Dazu wird eine Merkmalevaluation durchgeführt, durch welche beschrieben wird, wie gut die gefundenen Merkmale die Klassen kennzeichnen. Anhand dieser Information wird eine Auswahl von Merkmalen in eine Teilmenge (Trainingsdaten und Testdaten) überführt, die anhand eines Gütemaßes durchgeführt wird. Das Gütemaß beschreibt die Separabilität eines Merkmals x_i bezüglich zweier oder mehrerer Klassen. Werden Merkmale mit hoher Güte ausgewählt, so lässt sich der Merkmalvektor reduzieren, die Klassifikationsgeschwindigkeit beschleunigen und die Klassifikationsrate positiv beeinflussen.

Die Literatur zeigt vielfältige Möglichkeiten, um Merkmale zu evaluieren und die Bedeutung in Bezug auf Klassifikation zu überprüfen [JZ97]. Dabei wird auf Merkmalreduktion und Erhöhung der Genauigkeit eines Klassifikators abgezielt. Die meisten Ansätze basieren auf dem Vergleich der Merkmale verschiedener Klassen anhand von Wahrscheinlichkeitsdichtefunktionen (WDF). Zusätzlich lässt sich die Güte von Merkmalen durch Kriterien wie Distanzmessungen, Informationsgehalt, Korrelation und Missklassifikationsrate beschreiben (z.B. [For03], [KK82], [KJ97]).

Da der Blick für die Qualität eines Merkmals nicht verloren gehen soll, wird in dieser Arbeit die **gemeinsame Fläche** der WDF zur Merkmalevaluation verwendet. In einem zweiten Schritt wird ein Klassifikator eingebunden und die **Klassifikationsrate** als Kriterium genutzt. Dies hat den Vorteil, dass die gesamte Signalverarbeitungskette durch den Klassifikationsalgorithmus in der Klassifikationsrate zusammengefasst wird. Das macht den Vergleich mit anderen Systemen und verschiedenen Klassifikationsalgorithmen möglich.

Gemeinsame Fläche

Zur Beschreibung der gemeinsamen Fläche eines Merkmals verschiedener Klassen werden WDF für jede Klasse und für jedes Merkmal aus mehreren Extraktionen berechnet. Die gemeinsame Fläche der Funktionen wird mit dem Wert CA (common area) angegeben. Dazu werden die WDF $p_1(x)$ und $p_2(x)$ angenommen und das Minimum der jeweiligen WDF im Intervall $[0, x_{\max}]$ integriert, Gleichung 5.10.

$$CA = \int_0^{x_{\max}} \operatorname{argmin}(p_1(x), p_2(x)) dx \quad (5.10)$$

Der Flächenindex CAI (common area index) wird durch Gleichung (5.11) berechnet und beschreibt die Güte des Merkmals. Bei einem $CAI = 1$ ist das Merkmal ideal und absolut separabel, da sich die Flächen nicht überlappen.

$$CAI = 1 - CA \quad (5.11)$$

In Hinblick auf die Bedeutung der Güte eines Merkmals für die Klassifikation wird die Evaluierung für zwei zuvor beschriebene Merkmale durchgeführt.

Beispiel 1: Merkmalevaluation der kinematischen Breite eines FSK-Echosignals

Die Qualität des Merkmals $\hat{\mathcal{B}}_{\text{kin}}^S$ eines Fußgängers und eines longitudinal fahrenden Fahrzeugs wird bestimmt. Die erwartete Breite ist aus dem kinematischen Modell bekannt. Eine Amplitudenschwelle s (vgl. Gleichung (5.2)) zur Berechnung der spektralen Breite ist dabei so zu wählen, dass das Merkmal möglichst separabel ist und einen hohen Flächenindex (CAI) zeigt. Dazu werden longitudinal fahrende Fahrzeuge und Fußgänger mit einem MFSK-Radarsensor (Parameter, Tabelle 3.5) gemessen und nur die FSK-Empfangssignale ausgewertet. Das Merkmal $\hat{\mathcal{B}}_{\text{kin}}^S$ wird in jedem einzelnen Messzyklus extrahiert. Es wird davon ausgegangen, dass die extrahierten Werte unabhängig voneinander sind, dadurch kann eine WDF dieses Merkmals für Fahrzeuge und Fußgänger bestimmt werden. Der CAI dieser Funktionen wird für ein longitudinal fahrendes Fahrzeug und einen Fußgänger berechnet. Durch die gegebene Dopplerauflösung von 28 Hz und der Anzahl der Frequenzbins (FFT Bins) wird das Merkmal $\hat{\mathcal{B}}_{\text{kin}}^S$ in Hz umgerechnet.

Die Güte des Merkmals ist für zwei unterschiedliche Schwellen in Abbildungen 5.11 und 5.12 dargestellt. Während bei einer Schwelle von $s = 1 \cdot \mu(N_R)$ eine Güte von $CAI = 0,67$ bestimmt wurde, steigt die Güte bei einer Schwelle von $s = 2,9 \cdot \mu(N_R)$ auf $CAI = 0,81$.

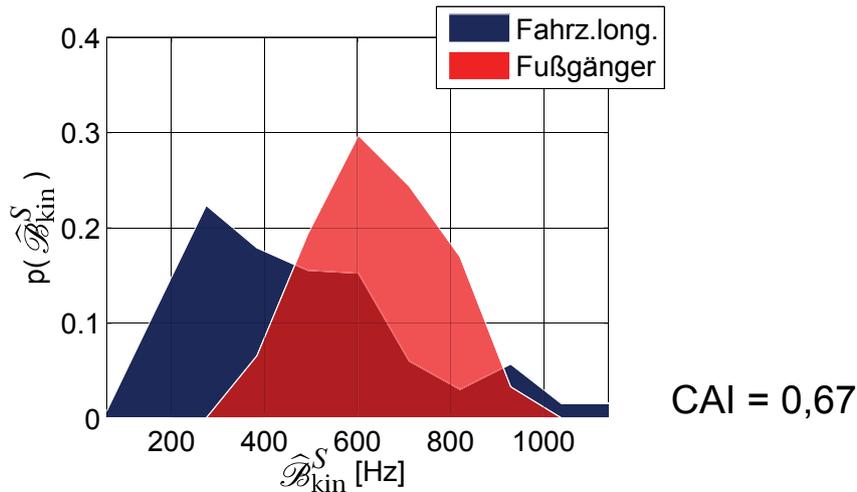


Abbildung 5.11: Gemeinsame Fläche und Flächenindex bei $s = 1 \cdot \mu(N_R)$.

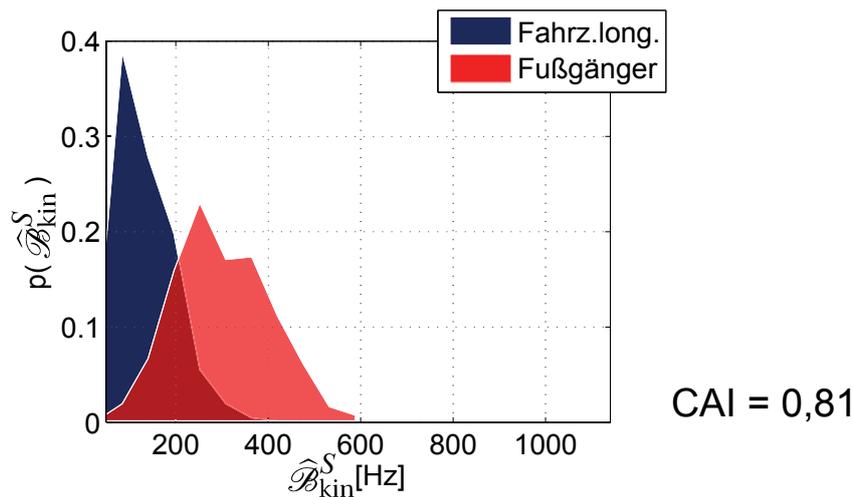


Abbildung 5.12: Gemeinsame Fläche und Flächenindex bei optimalem Wert $s = 2,9 \cdot \mu(N_R)$.

Bei einer zu niedrigen Schwelle s wird die kinematische Breite durch die lokale Umgebung und das Rauschen falsch berechnet. Eine höhere Schwelle vermeidet dies, resultiert allerdings in einer geringen Breite und geringen Ausnutzung der gesamten möglichen Breite eines kinematisch breiten Dopplerprofils. Im Vordergrund steht jedoch die Güte des Merkmals. Um eine optimale Güte zu erreichen, muss die Schwelle in diesem Fall bei $s = 2,9 \cdot \mu(N_R)$ gesetzt werden.

Beispiel 2: Merkmalevaluation der kinematischen Breite eines Up-/Downchirps

Aus urbanen Messszenarien eines longitudinal fahrenden Fahrzeugs und eines Fußgängers, die mit einem MFSK-Radarsensor gemessen wurden, werden die Detektionen jedes einzelnen Up- und Downchirps mit einer OS-CFAR bestimmt und eine Frequenzmessung und Phasenmessung vorgenommen. Die Schwelle zur Berechnung der Range-Doppler-Matrix wird durch die OS-CFAR bestimmt. Aus den Objektparametern in der Range-Doppler-Matrix jeder einzelnen Messung wird das Merkmal $\hat{\mathcal{B}}_{\text{kin}}^D$ berechnet, vgl. Gleichung (5.1). Da es sich um eine Geschwindigkeitsmessung handelt, wird das Merkmal in m/s angegeben. Aus allen extrahierten Merkmalen werden die WDF geschätzt. Das Ergebnis der Güteberechnung ist in Abbildung 5.13 dargestellt. Obwohl im Prinzip die gleiche kinematische Breite wie zuvor beschrieben wird, zeigt sich eine starke Überlappung der Funktionen.

Ein Fußgänger ist nicht in jeder Messung ausgedehnt, da sich Arme und Beine sinusförmig bewegen. Zudem werden nicht alle Echosignale der Gliedmaßen in jeder einzelnen Messung detektiert, da das SNR zu gering ist. Daraus resultiert eine geringe Güte des verwendeten Merkmals von $CAI = 0,57$.

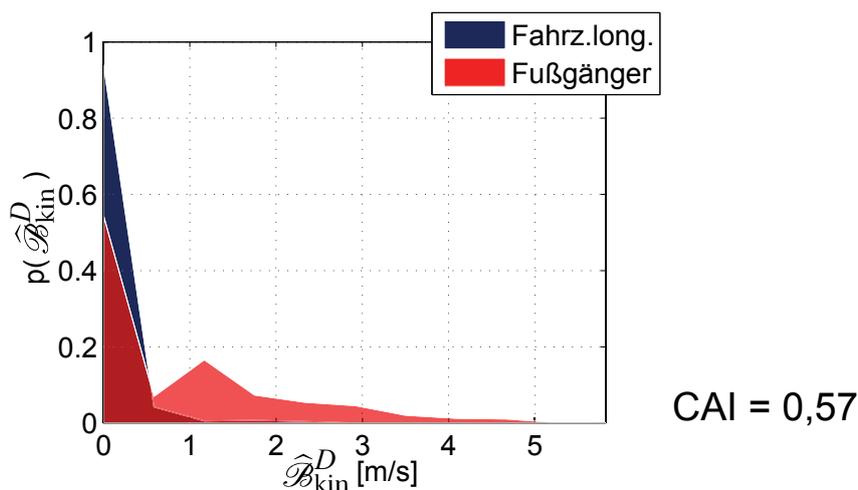


Abbildung 5.13: Güte des Merkmals $\hat{\mathcal{B}}_{\text{kin}}^D$.

Im direkten Vergleich zum Merkmal $\hat{\mathcal{B}}_{\text{kin}}^S$ ist $\hat{\mathcal{B}}_{\text{kin}}^D$ weniger separabel. Der Vorteil dieser Art der Berechnung liegt in der geringeren Komplexität des Algorithmus und der Unabhängigkeit vom Sendesignal. Anstatt das gesamte Spektrum mit vielen Werten zu untersuchen, werden nur die Objektparameter eines Objektes untersucht und das Merkmal extrahiert.

Der zuvor beschriebene Merkmalvektor (Tabelle 5.1) wird analog zu den beiden Beispielen evaluiert. Die Messungen sind mit dem MFSK-Radarsensor durchgeführt

5 Signalmerkmale

worden. Da in jedem Up- und Downchirp Entfernungs- und Geschwindigkeitsanteile aufgrund der Kombination von Phasen- und Frequenzmessung vorliegen, wird nur ein Merkmal für die geometrische Länge bestimmt.

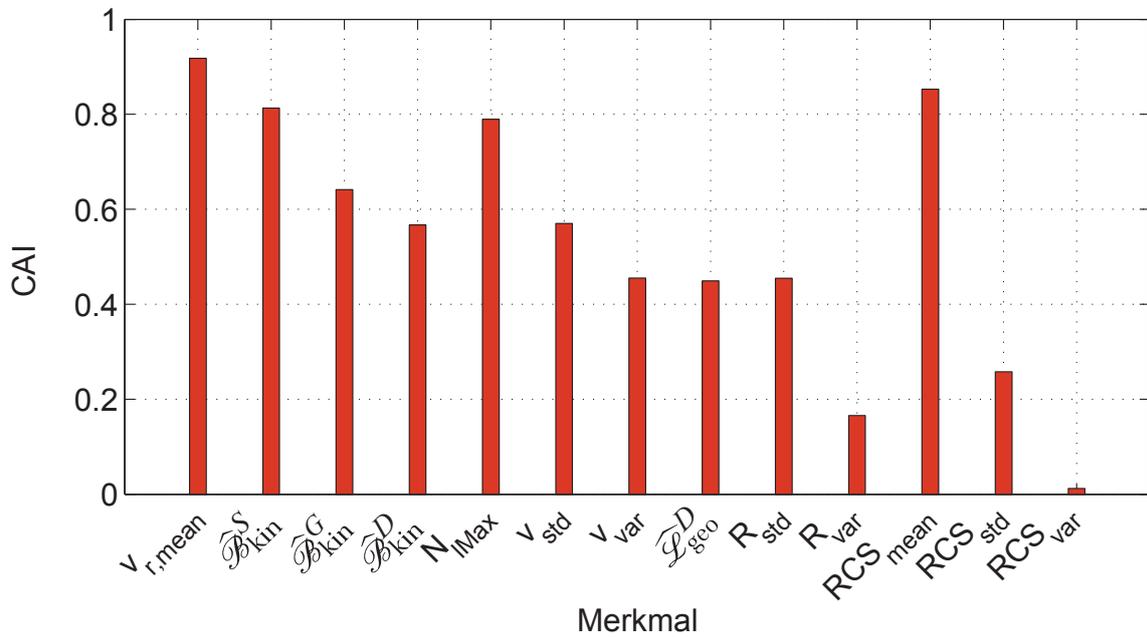


Abbildung 5.14: Evaluation der Merkmale eines Fahrzeugs (long.) und Fußgängers.

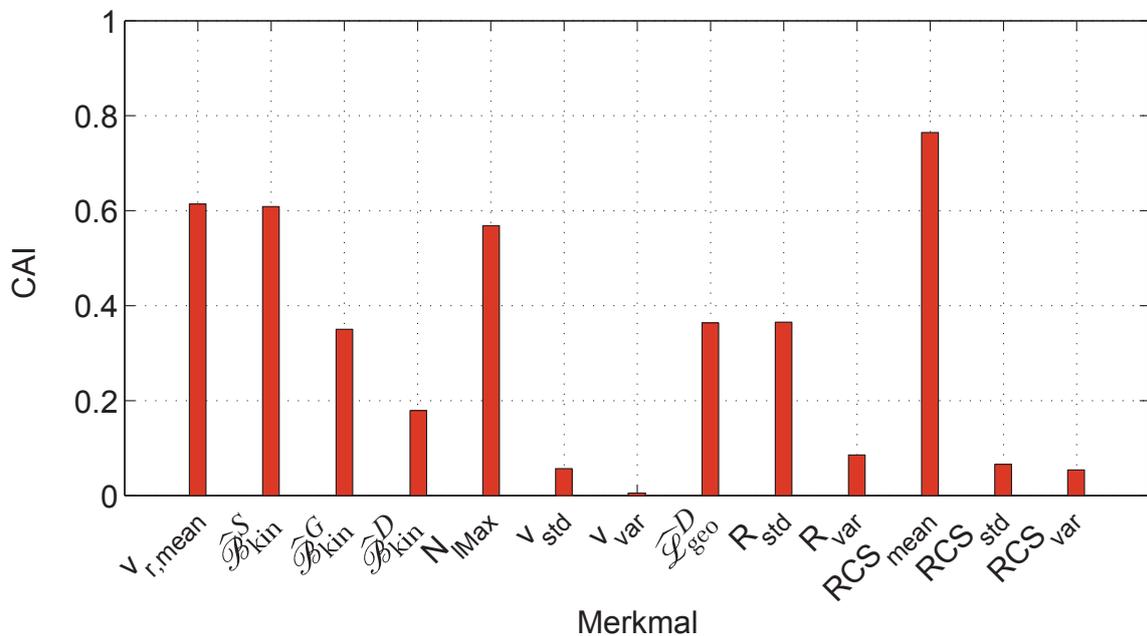


Abbildung 5.15: Evaluation der Merkmale eines Fahrzeugs (lateral) und Fußgängers.

Die Güte der Merkmale bezüglich eines **longitudinal fahrenden Fahrzeugs** und eines **Fußgängers** wurde mithilfe des *CAI* bestimmt. Wie in Abbildung 5.14 dargestellt ist, zeigen die Merkmale eine gute initiale Basis für eine Klassifikation. Besonders der Mittelwert der radialen Geschwindigkeit v_r und die kinematische Breitenbeschreibung durch $\hat{\mathcal{B}}_{\text{kin}}^S$, $\hat{\mathcal{B}}_{\text{kin}}^G$ sowie $\hat{\mathcal{B}}_{\text{kin}}^D$ und N_{lmax} haben einen hohen Flächenindex. Durch die Methode der Schwellenberechnung erreicht das Merkmal eine hohe Güte. Die Güte ist geringer, wenn die Methode durch Detektion verwendet wird, da ein Teil der Information nicht vollständig abgebildet wurde. Zusätzlich zeigt der Mittelwert der RCS eine gute Separabilität.

Die gleichen Merkmale wurden bezüglich eines **lateral fahrenden Fahrzeuges** und eines **Fußgängers** untersucht, Abbildung 5.15. Ein lateral bewegtes Fahrzeug zeigt deutlich andere Dopplerprofile als ein longitudinal bewegtes Fahrzeug, wie im Modell beschrieben wurde. Dadurch gleichen sich die Merkmale aus der kinematischen Breite eines lateral bewegten Fahrzeugs und eines Fußgängers stark. Im direkten Vergleich zur vorherigen Situation weist jedes Merkmal eine geringere Güte auf. Dies wird besonders an der radialen Geschwindigkeit deutlich. Diese ist im Falle eines lateral bewegten Fahrzeugs der eines Fußgängers sehr ähnlich und überlappt in der WDF großflächig.

Generell weisen die kinematischen Merkmale eine höhere Güte auf, als die geometrischen Merkmale. Dies ist durch die kombinierte Entfernungs- und Geschwindigkeitsmessung von MFSK-Sendesignalen bedingt.



6 Klassifikation

Die vorhandenen Merkmale und Merkmalvektoren werden durch Klassifikatoren in definierte Klassen abgebildet. Dazu werden verschiedene Klassifikationsmethoden beschrieben. Alle Methoden nutzen Merkmalvektoren, welche aus einer Zusammenfassung mehrerer Merkmale bestehen. Daraus lässt sich ein spezifisches Klassifikationsmodell erstellen, welches die Grundlage für einen Klassifikationsprozess bildet, Abbildung 6.1. Es gibt vielfältige Ansätze für Klassifikatoren, die zum Beispiel auf der Basis von WDF, oder durch Vergleich mit einem Trainingsdatensatz operieren [Mit99]. Neben numerischer Klassifikation zeigen statistische Klassifikatoren ebenfalls gute Ergebnisse [Web02]. Eine Auswahl an Klassifikatoren wird in dieser Arbeit diskutiert.

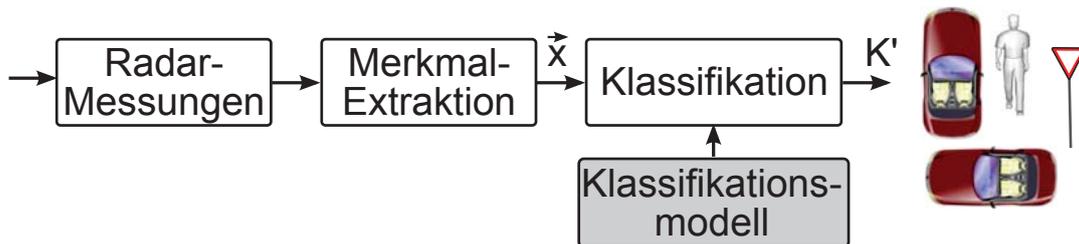


Abbildung 6.1: Klassifikation.

Für die Klassifikation wird der Merkmalvektor \vec{x} besteht aus i extrahierten Merkmalen genutzt, vgl. Gleichung (5.9). N Radarmesszyklen ergeben N Merkmalvektoren und beschreiben einen Datensatz \mathbf{D} mit N Spalten (Messungen) und i Reihen (Merkmale), Gleichung (6.1).

$$\mathbf{D}_{i,N} = \begin{pmatrix} x_{1,1} & \cdots & x_{1,N} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{i,1} & \cdots & x_{i,N} \end{pmatrix} \text{ mit } i, N \in \mathbb{N} \quad (6.1)$$

Zusätzlich werden U Objektklassen $K_1, K_2; \dots; K_U$ definiert. Hier werden vier verschiedene Klassen betrachtet:

1. **Fahrzeuge** in **lateral** Bewegungsrichtung,
2. **Fahrzeuge** in **longitudinal** Bewegungsrichtung,
3. **Fußgänger** in beliebiger Bewegungsrichtung
4. und **stationäre Objekte**.

Diese Objekte sind als Modelle beschrieben worden und durch die Signalmerkmale charakterisiert. Die Aufgabe eines Klassifikators besteht darin, den Objekten anhand der extrahierten Merkmale eine Klasse zuzuweisen.

Der Vorgang der Klassifikation ist in mehrere Teilaspekte untergliedert. Nach einer Radarmessung werden die extrahierten i -Merkmale in dem Vektor \vec{x}_s gespeichert. Nach N -Messungen ergibt sich ein Datensatz \mathbf{D} . Wird eine kontrollierte Merkmalextraktion durchgeführt, so kann jeder Messung (bzw. jedem Merkmalvektor) in dem Datensatz \mathbf{D} eine Klasse K zugewiesen werden. Bei N Messungen ergibt sich dadurch zusätzlich ein Klassenvektor \vec{K} mit der Dimension $(1 \times N)$.

Für die **Trainingsphase** wird der Datensatz \mathbf{D} und der Vektor \vec{K} zu einem neuen Datensatz \mathbf{X} zusammengeführt. Dieser Datensatz besteht aus einer Anzahl von Merkmalen mit zugehörigen Klassen $\mathbf{X} = \{\mathbf{D}, \vec{K}\}$ und wird in zwei Teile geteilt. Ein Teil repräsentiert einen Trainingsdatensatz $\mathbf{X}_{\text{train}} = \{\mathbf{D}_{\text{train}}, \vec{K}_{\text{train}}\}$. Der andere Teil repräsentiert einen Testdatensatz $\mathbf{X}_{\text{test}} = \{\mathbf{D}_{\text{test}}, \vec{K}_{\text{test}}\}$ mit $\mathbf{X}_{\text{test}} \cap \mathbf{X}_{\text{train}}$, Gleichungen (6.2), (6.3).

$$f : \mathbf{D}_{\text{train}} \rightarrow \vec{K}_{\text{train}} ; \quad \mathbf{X}_{\text{train}} \in \mathbf{X} \quad (6.2)$$

$$f : \mathbf{D}_{\text{test}} \rightarrow \vec{K}_{\text{test}} ; \quad \mathbf{X}_{\text{test}} \in \mathbf{X} \quad (6.3)$$

Aus dem Trainingsdatensatz wird ein Klassifikationsmodell gebildet. Durch das Modell wird der Testdatensatz klassifiziert und die Klassen \vec{K}' geschätzt, wie in Abbildung 6.2 dargestellt ist.

Dadurch, dass die Klassen \vec{K}_{test} bekannt sind, werden diese mit den durch das Modell geschätzten Klassen \vec{K}' verglichen. Die Leistungsfähigkeit wird durch die Klassifikationsrate beziehungsweise durch die Vertauschungsmatrix bestimmt.

Dazu wird ein Klassifikator durch einen Trainingsdatensatz trainiert und anschließend auf einen Testdatensatz mit i gleichen Merkmalen aber aus N verschiedenen Messzyklen angewendet. Die Anzahl der falschen Entscheidungen zur Gesamtanzahl wird als Missklassifikationsrate bezeichnet. Die Anzahl richtiger Entscheidungen zur Gesamtanzahl einer Klasse wird als Klassifikationsrate bezeichnet. Beide Werte werden durch Kreuzvalidierung und Resubstitution des Datensatzes bestimmt. Das bedeutet,

dass der gleiche Datensatz mehrfach verschiedenartig in Trainings- und Testdatensätze geteilt und zur Klassifikation genutzt wird. Dieses Verfahren ist aufwendiger als die Berechnung von WDF der Merkmale, führt allerdings zu einem Ergebnis, welches sich sehr gut bezüglich verschiedener Merkmale und Klassifikationsalgorithmen vergleichen lässt.

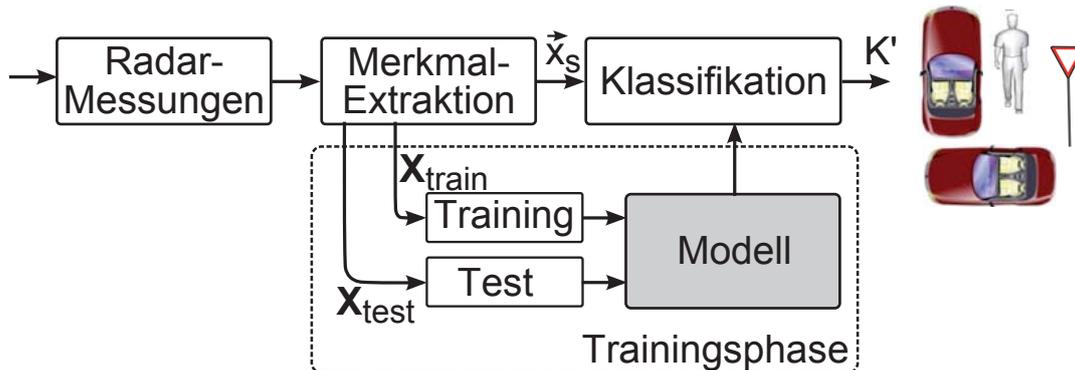


Abbildung 6.2: Signalverarbeitungsschritte der Klassifikation.

Klassifikatoren werden in parametrische und nicht-parametrische Verfahren sowie in Verfahren basierend auf Funktionsapproximationen eingeteilt [DHS07]. Parametrische Verfahren nutzen WDF für eine Klassifikation. Zu dieser Art der Klassifikatoren gehört der häufig verwendete Bayes-Klassifikator. Alternativ können nicht-parametrische Verfahren genutzt werden, wie zum Beispiel die Support-Vektor-Maschine (SVM) oder der Nächste-Nachbarn-Klassifikator (kNN). Letzterer basiert auf nicht auf statistischen Modellannahmen, sondern verwendet direkt den gesamten Trainingsdatensatz $\mathbf{X}_{\text{train}}$. In einer dritten Kategorie werden Funktionsapproximationen genutzt. Ein Beispiel ist der Polynom-Klassifikator, welcher die Klassifikation durch eine Diskriminanzfunktion durchführt.

Die genannten Klassifikationsalgorithmen arbeiten auf unterschiedliche Art und Weise. Um einen passenden Algorithmus für die Fußgängerklassifikation zu finden, müssen die Anzahl und die Form der Merkmale sowie die Leistung und Grenzen des Klassifikationsalgorithmus bekannt sein. Aus diesen Gründen werden die genannten Klassifikatoren zunächst erläutert und untersucht. Mit den genannten Merkmalen werden anschließend Modelle für verschiedene Klassifikatoren trainiert und die Leistungen durch die Vertauschungsmatrix verglichen.

6.1 Bayes-Klassifikator

Der **Bayes-Klassifikator** bestimmt die Zugehörigkeit eines Merkmalvektors \vec{x} zu einer Klasse K_v , basierend auf dem Satz von Bayes [BSMM00]. Dieser ist nach dem Mathematiker Thomas Bayes (um 1702 in London) benannt und hat in der Wahrscheinlichkeitstheorie eine sehr große Bedeutung. Es werden insgesamt U verschiedene Klassen $K_v \in \{K_1; \dots; K_U\}$ betrachtet.

Der Bayes-Klassifikator sucht die Klasse K_v , für die die a-posteriori-Wahrscheinlichkeit $P(K_u|\vec{x}) \forall u$ maximal wird. Ein Merkmalvektor \vec{x} wird einer Klasse K_v zugeordnet, falls die a-posteriori-Wahrscheinlichkeit größer ist, als für alle anderen Klassen K_u , Gleichung (6.4).

$$\vec{x} \rightarrow K_v = \operatorname{argmax} \{P(K_u|\vec{x})\} \forall u \quad (6.4)$$

Die a-posteriori-Wahrscheinlichkeiten können nicht direkt, sondern nur über den Umweg mit dem Satz von Bayes berechnet werden, Gleichung (6.5) [Web02].

$$P(K_u|\vec{x}) = \frac{p(\vec{x}|K_u) P(K_u)}{p(\vec{x})} \quad (6.5)$$

Gleichung (6.4) lässt sich zu Gleichung (6.6) umformen, da die Auftrittswahrscheinlichkeit $p(\vec{x})$ klassenunabhängig ist.

$$\vec{x} \rightarrow K_v = \operatorname{argmax} \{p(\vec{x}|K_u) P(K_u)\} \forall u \quad (6.6)$$

Die Bayes Entscheidungsregel legt die Klassengrenze in den Schnittpunkt der WDF, welche aus dem Trainingsdatensatz $\mathbf{X}_{\text{train}}$ berechnet werden. Zwei WDF und die Klassengrenze sind in Abbildung 6.3 dargestellt.

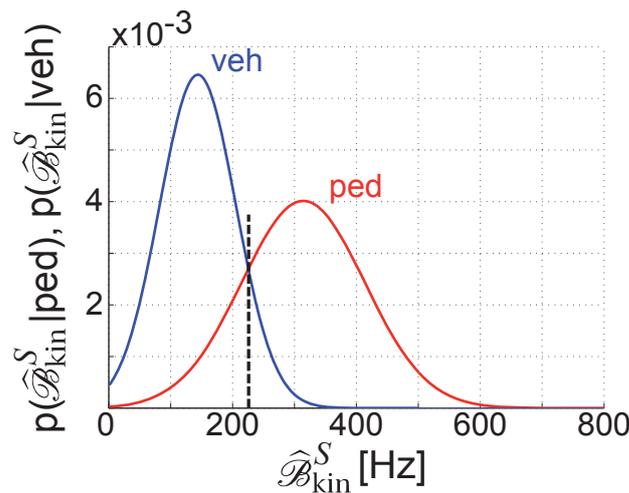


Abbildung 6.3: WDF für einen Bayes-Klassifikator.

Wird eine andere Grenze gewählt, so nimmt die Fehlerwahrscheinlichkeit zu. Bei der Ermittlung einer genauen WDF liefert der Bayes-Klassifikator optimale Ergebnisse bezüglich der Fehlerwahrscheinlichkeit.

Beispiel für zwei Merkmale und zwei Klassen:

Abbildung 6.4 beschreibt die Funktionsweise des Bayes-Klassifikators für den Fall von zwei Klassen und zwei Merkmalen. Dazu wurden Trainingsdaten der Merkmale $\hat{\mathcal{B}}_{\text{kin}}^S$ und $\hat{\mathcal{B}}_{\text{kin}}^D$ von einem longitudinal fahrenden Fahrzeug und einem Fußgänger genutzt, um die WDF zu berechnen. Das Merkmal $\hat{\mathcal{B}}_{\text{kin}}^S$ wird direkt aus dem Spektrum berechnet und ist daher in Hz angegeben. $\hat{\mathcal{B}}_{\text{kin}}^D$ wird aus dem MFSK-Signal durch Detektion und Parameterberechnung extrahiert und ist in m/s angegeben.

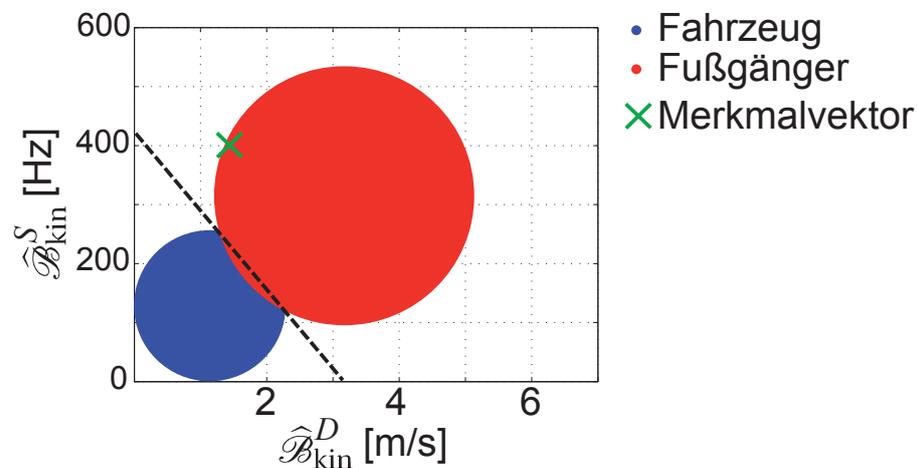


Abbildung 6.4: Bayes-Klassifikation

Aus einem Messzyklus werden die Merkmale $\hat{\mathcal{B}}_{\text{kin}}^S = 400$ Hz und $\hat{\mathcal{B}}_{\text{kin}}^D = 1,5$ m/s extrahiert. Der Merkmalvektor ist in Abbildung 6.4 eingetragen und wird der Klasse „Fußgänger“ zugeordnet, da die a-posteriori-Wahrscheinlichkeit für diese Klasse maximal ist.

6.2 Polynomklassifikator

Als Alternative zu einem Bayes-Klassifikator, der die Fehlerwahrscheinlichkeit auf klassenspezifischen WDF $p(\vec{x}|\mathcal{K}_u)$ minimiert, kann der **Polynomklassifikator** verwendet werden. Bei einem Polynomklassifikator wird ein Ansatz genutzt, in dem keine

Schätzung der WDF notwendig wird. Stattdessen werden anhand der a-posteriori-Wahrscheinlichkeit $P(K_u|\vec{x})$ Trennfunktionen berechnet und zur Klassifikation verwendet. Die Suche nach einer unbekanntem Trennfunktion wird durch die Auswahl von Polynomfunktionen auf die Optimierung von Parametern einer Entscheidungsmatrix \mathbf{A} reduziert. Dazu wird der mittlere quadratische Fehler zwischen einer idealen Trennfunktion und der Approximation minimiert. Die geschätzte Klasse K' ist durch die Position des Maximums in der Trennfunktion $\vec{d}(\vec{x})$ bestimmt [Nie83].

Polynomklassifikatoren mit kleinen Polynomgraden haben eine geringe Komplexität, wodurch der Klassifikator eine gute Transparenz besitzt. Ein nachträgliches Training mit zusätzlichen Daten ist ebenfalls möglich. Dazu muss lediglich die Entscheidungsmatrix \mathbf{A} erneut bestimmt werden. Die zu konstruierenden Entscheidungsfunktionen sind jedoch bei vielen Merkmalen durch die stark ansteigende Anzahl der Polynomterme limitiert. Auch das Konfidenzniveau kann nicht beliebig gesetzt werden. Es können ebenfalls lokale Cluster auftreten, deren Trennung hohe Polynomgrade erfordern würde. Hinzu kommt, dass bei mehreren Klassen Kaskaden gebildet werden müssen.

Beispiel für zwei Merkmale und zwei Klassen:

Abbildung 6.5 zeigt die Funktionsweise eines Polynomklassifikators. Die zweidimensionale Punktmenge aus roten und blauen Punkten repräsentiert die Trainingsdaten des Klassifikators für einen Fußgänger und ein longitudinal fahrendes Fahrzeug. Die Trainingsmenge wird hier exemplarisch durch ausgewählte Daten der zwei evaluierten Merkmale $\hat{\mathcal{B}}_{kin}^S$ und $\hat{\mathcal{B}}_{kin}^D$ repräsentiert. Aus einem Messzyklus werden die Merkmale

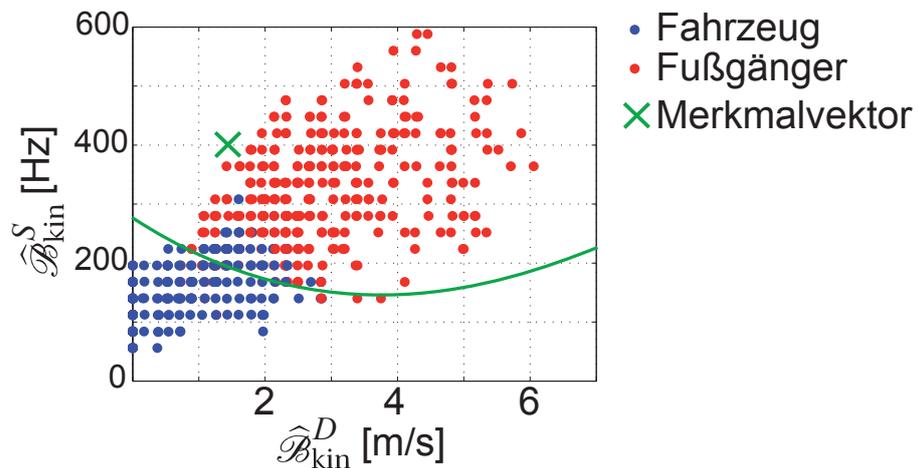


Abbildung 6.5: Polynomklassifikator

$\hat{\mathcal{B}}_{\text{kin}}^S = 400 \text{ Hz}$ und $\hat{\mathcal{B}}_{\text{kin}}^D = 1,5 \text{ m/s}$ extrahiert. Die Position des Merkmalvektors ist in Abbildung 6.5 eingetragen. Anhand der eingezeichneten grünen Trennfunktion, welche durch den Polynomklassifikator berechnet wurde, kann das Ergebnis „Fußgänger“ direkt abgelesen werden.

6.3 Nächste-Nachbarn-Klassifikation

Ein parameterfreier Ansatz zur Schätzung der WDF ist der **Nächste-Nachbarn-Klassifikator**, welcher auch k-Nearest Neighbor (kNN)-Klassifikator genannt wird [Web02]. Dieser berechnet den Abstand eines gemessenen Testvektors \vec{x}_{test} zu allen Trainingsvektoren $\vec{x}_{\text{train},n}$ und weist dem Testvektor dieselbe Klasse des Trainingsvektors mit dem geringsten Abstand zu. Dazu kann beispielsweise der euklidische Abstand berechnet werden. Je nach Implementierung können bis zu k_{kNN} Nachbarn betrachtet werden. Die Klassenzuweisung erfolgt nach einer Mehrheitsentscheidung. Der große Vorteil des kNN-Klassifikators ist die einfache Implementierung. Zudem ist keine Trainingsphase notwendig und das Konfidenzniveau kann beliebig gesetzt werden. Auch eine Vielzahl verschiedener Klassen ist unproblematisch. Der Algorithmus ist beliebig erweiterbar, veränderbar und ist völlig transparent.

Dieser Flexibilität stehen jedoch eine intensive Speichernutzung und eine langsame Klassifikation gegenüber. Je nach Anzahl an Trainingsvektoren und berechneter Anzahl nächster Nachbarn ist der Rechenaufwand hoch. Die Anzahl der betrachteten Nachbarn nimmt zusätzlich Einfluss auf das Klassifikationsergebnis. Bei kleinen Werten von k_{kNN} können Rauscheinflüsse das Ergebnis beeinträchtigen, während große Werte den Rechenaufwand enorm erhöhen, da viele Distanzen bestimmt werden müssen. Außerdem können bei der Berechnung vieler Nachbarn ebenfalls Nachbarn der falschen Klasse einbezogen werden, da diese in der lokalen Umgebung liegen. Dies kann durch viele Trainingsdaten verhindert werden, die jedoch die Generalisierungsfähigkeit und Übertrainieren des Klassifikators fördern.

Beispiel für zwei Merkmale und zwei Klassen:

Abbildung 6.6 zeigt die Funktionsweise eines kNN-Klassifikators. Die zweidimensionale Punktmenge aus roten und blauen Punkten repräsentiert die Trainingsdaten des Klassifikators für einen Fußgänger und ein longitudinal fahrendes Fahrzeug. Für den gemessenen Merkmalvektor werden die Distanzen zu allen Trainingsvektoren berechnet. Exemplarisch sind in der Abbildung die nächsten sechs Nachbarn umkreist.

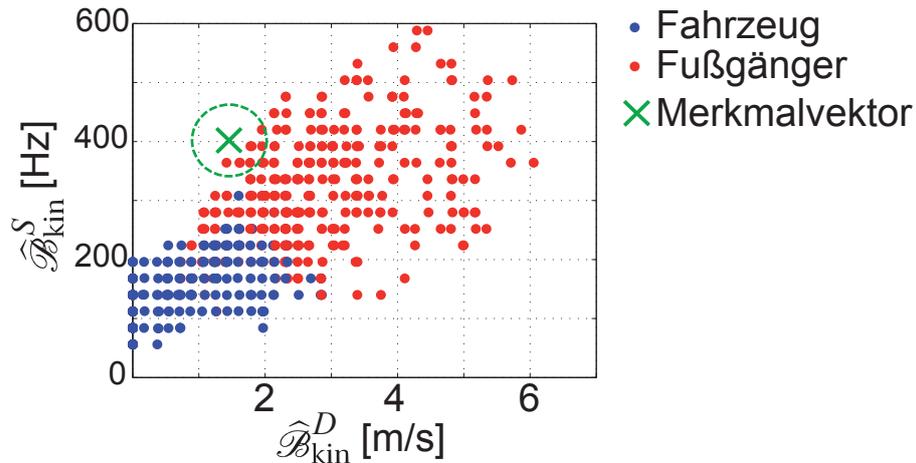


Abbildung 6.6: Nächste-Nachbarn-Klassifikator

Durch eine Mehrheitsentscheidung wird der Merkmalvektor klassifiziert. Hier repräsentieren alle Nachbarn Merkmale eines Fußgängers. Der gemessene Merkmalvektor wird daher als „Fußgänger“ klassifiziert.

6.4 Support-Vektor-Maschine

Die **Support-Vektor-Maschine** (SVM) findet häufig in der Mustererkennung, wie Gesichtserkennung oder Klassifikation von Proteinen in der Bioinformatik, Anwendung. Die SVM basiert auf statistischer Lerntheorie und wurde 1974 von Vapnik [Vap99] als linearer Klassifikator entwickelt. 1992 wurde von Boser et al. ein Weg gefunden, um auch nicht-lineare Trennebenen zu nutzen [BGV92].

Eine lineare SVM interpretiert einen Datensatz derart, dass die Unterteilung in Klassen durch einen maximal großen geometrischen Grenzbereich erreicht werden kann. Dazu ist eine Menge von Trainingsvektoren mit den zugehörigen Klassen $\mathbf{X}_{\text{train}}$ aus N Messungen gegeben. Jeder der Merkmalvektoren ist durch einen Vektor $\vec{x}_n \in \mathbb{R}_1^d$ im Raum dargestellt und einer Klasse $K \in \{+1, -1\}$ zugeordnet. Durch eine Hyperebene mit maximalem Abstand zu jeder Klasse werden die Merkmale getrennt und in Klassen unterteilt. Die Klassifikation eines neuen Merkmalvektors erfolgt nach dem Vorzeichen, welches durch die Lage rechts oder links der Hyperebene bestimmt wird. Die SVM unterscheidet sich von anderen Algorithmen, die ebenfalls Trennebenen berechnen, dadurch, dass ein maximal großer Grenzbereich zwischen unterschiedlichen Klassen aufgebaut wird. Nach derzeitigen Erkenntnissen liefert die SVM in

weiten Forschungsgebieten gute Klassifikationsergebnisse und wird durch die leichte Anwendbarkeit häufig bevorzugt, da weder a-priori-Wissen erforderlich ist, noch viele Parameter gesetzt werden müssen. Die SVM erlaubt eine beliebige Nachbildung von Entscheidungsfunktionen, das Setzen eines beliebigen Konfidenzniveau und zeigt eine gute Generalisierungsfähigkeit. Zu den Nachteilen gehören jedoch ein langsames, speicherintensives Training, die schlechte Erweiterbarkeit bei neuen Trainingsdaten und die fehlende Transparenz bei mehrdimensionalen Merkmalvektoren. Zusätzlich erfordern mehrere Klassen mehrere SVM, wie zum Beispiel „Mehrklassen-SVM“, „Eine-gegen-alle-SVM“ oder „paarweise-SVM“ [WW98], [HL02].

Beispiel für zwei Merkmale und zwei Klassen:

Abbildung 6.7 zeigt ein Beispiel, in dem die Merkmale $\hat{\mathcal{B}}_{\text{kin}}^S$ und $\hat{\mathcal{B}}_{\text{kin}}^D$ aufgetragen sind. In diesem speziellen Beispiel ist die Hyperebene durch eine Gerade $(\vec{x} \cdot \vec{w}) + b = 0$ mit der Normalen \vec{w} und dem Bias b definiert.

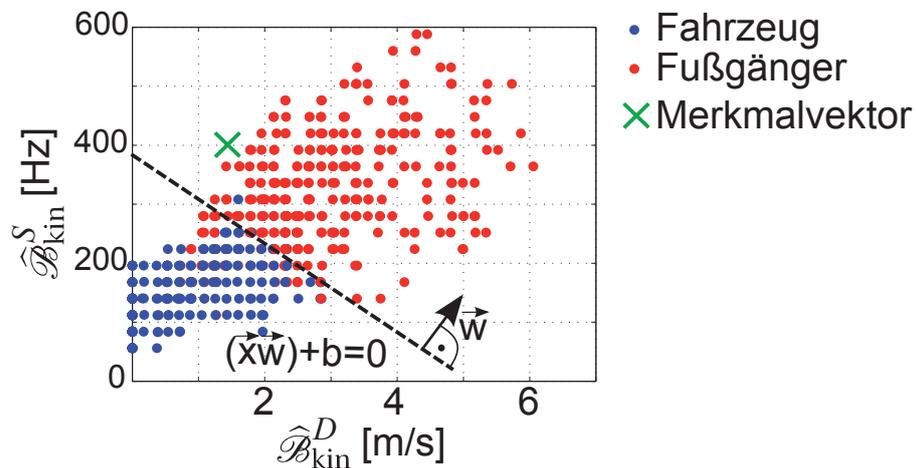


Abbildung 6.7: Support-Vektor-Maschine

Ein Merkmalvektor \vec{x}_{test} , welcher aus den beiden Merkmalen $\hat{\mathcal{B}}_{\text{kin}}^S = 400 \text{ Hz}$ und $\hat{\mathcal{B}}_{\text{kin}}^D = 1,5 \text{ m/s}$ besteht, wird mit der trainierten SVM klassifiziert. Da sich der Merkmalvektor rechtsseitig der Trennebene befindet, wird die Klasse „Fußgänger“ geschätzt.

6.5 Klassifikationsergebnis

Bisher ist die gemeinsame Fläche berechnet worden, um die Merkmale aus einer einzelnen Radarmessung zu evaluieren und die Klassifikationsgüte zu bestimmen.

Das Klassifikationsergebnis hängt jedoch nicht nur von den Merkmalen, sondern ebenfalls von dem Klassifikationsalgorithmus ab. Das Ergebnis wird durch die Vertauschungsmatrix quantitativ dargestellt, welche beschreibt, wie oft ein Merkmalvektor in die korrekte Klasse, wie oft in eine falsche Klasse und in welche Klasse eingeteilt wurde. Während in jeder Spalte der Vertauschungsmatrix die vorhergesagten Klassen K' eingetragen werden, repräsentieren die Reihen die tatsächliche Zugehörigkeit K . Die Klassifikation wurde zuvor beschrieben und beispielhaft für einen Merkmalvektor bestehend aus zwei Merkmalen gezeigt. Nun werden alle 13 Merkmale aus Tabelle 5.1 zu einem Merkmalvektor zusammengefasst und klassifiziert.



Abbildung 6.8: Experimentalfahrzeug

Dazu ist ein Datensatz mit Messungen im städtischen Umfeld zusammengestellt worden, welcher typische Szenarien mit longitudinal und lateral bewegten Fahrzeugen, Fußgängern in beliebiger Bewegungsrichtung und stationären Objekten beinhaltet. Dieser Datensatz besteht aus umfangreichen Messungen, die mit einem Experimentalfahrzeug, welches mit einem 24 GHz MFSK-Automobilradar ausgestattet worden ist, durchgeführt wurden, Abbildung 6.8. Die Parameter des verwendeten Sensors sind in Tabelle 3.5 dargestellt. Das Experimentalfahrzeug ist zwischen 0 km/h und 50 km/h schnell gefahren. Insgesamt sind 41 000 Messzyklen mit je einer Messdauer von 39 ms vorhanden (26,6 Minuten), aus denen jeweils Merkmalvektoren extrahiert wurden. Für jede Klasse steht eine gleich große Anzahl von mehreren Tausend Merkmalvektoren zur Verfügung. Die einzelnen Merkmale sind bereits durch den CAI analysiert worden, Abbildung 5.14. Nun werden die Merkmalvektoren klassifiziert und die Ergebnisse in einer Vertauschungsmatrix dargestellt. Dazu ist ein Bayes-Klassifikator (Kern-dichteschätzung), ein Polynomklassifikator zweiten Grades, ein kNN-Algorithmus mit drei Nachbarn und eine Support Vektor Maschine mit einer radialen Basisfunktion auf die Merkmalvektoren angewendet worden.

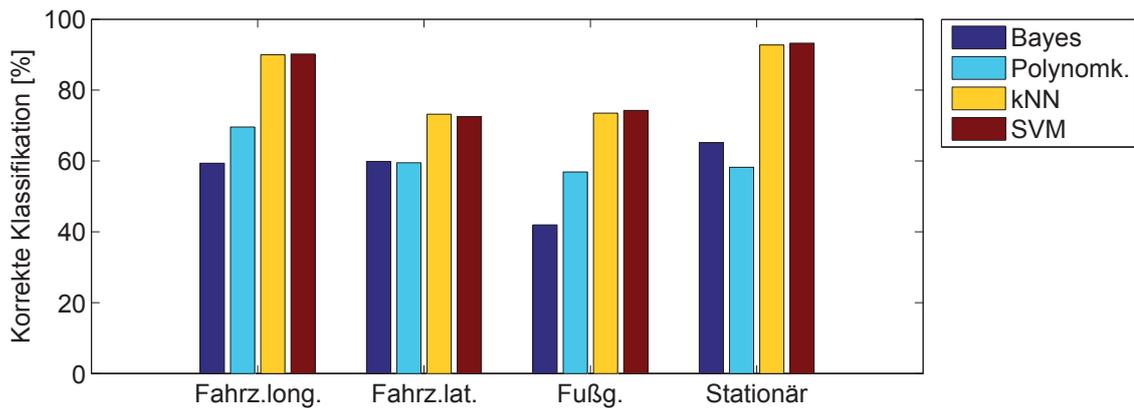


Abbildung 6.9: Hauptdiagonalelemente der Vertauschungsmatrizen.

Die Hauptdiagonale der Vertauschungsmatrizen aller benutzten Klassifikatoren ist grafisch dargestellt, Abbildung 6.9. Mäßige, aber nahezu konstante Klassifikationsergebnisse von etwa 60% werden von dem Polynomklassifikator für jede Klasse erzielt. Der Bayes-Klassifikator zeigt etwas geringere Klassifikationsraten. Zwischen einem kNN-Klassifikator ($k_{kNN} = 3$) und einer SVM (radiale Basisfunktion, rbf) sind nur geringe Unterschiede in der Leistungsfähigkeit festzustellen. Lateral bewegte Fahrzeuge und Fußgänger werden mit über 70%-iger Wahrscheinlichkeit korrekt klassifiziert, statische Objekte und Fahrzeuge in longitudinaler Bewegungsrichtung sogar mit über 90%-iger Wahrscheinlichkeit.

	Fahrz.long.	Fahrz.lat.	Fußg.	Stat.
Fahrz.long.	90,3 %	4,4 %	3,7 %	1,6 %
Fahrz.lat.	3,6 %	72,5 %	18,5 %	5,4 %
Fußg.	3,1 %	18,7 %	74,3 %	3,9 %
Stat.	0,9 %	4,0 %	1,9 %	93,2 %

Tabelle 6.1: Vertauschungsmatrix einer SVM.

Eine genauere Analyse des SVM Algorithmus ist durch die Vertauschungsmatrix in Tabelle 6.1 möglich. Die Hauptdiagonalelemente der Matrix zeigen, dass zwischen ca. 72% und 93% korrekt klassifiziert wurde. Weiterhin ist die Vertauschungswahrscheinlichkeit zwischen lateral bewegten Fahrzeugen und Fußgängern mit ca. 18% hoch. Dies entsteht durch ähnliche Merkmale, wie zum Beispiel die kinematische Breite im

Dopplerprofil und die geringe radiale Geschwindigkeit lateral bewegter Fahrzeuge, wie bereits in Abbildung 5.15 gezeigt wurde.

Bisher wurde beschrieben, wie Signalmerkmale für verschiedene Objekte im Straßenverkehr mit einer erweiterten Signalverarbeitung extrahiert werden. Dazu sind Merkmale für Fahrzeuge in longitudinal und lateral bewegter Richtung, Fußgänger und stationäre Objekte aus einem einzigen Messzyklus von 39 ms extrahiert worden. Zusätzlich wurde die Güte der einzelnen Merkmale durch die gemeinsame Fläche eines Merkmals verschiedener Klassen bestimmt. Es wurde gezeigt, dass die genannten Merkmale durch Klassifikatoren in vier verschiedene Klassen eingeordnet werden können. Jedoch sind nicht alle Merkmale und Klassifikationsverfahren uneingeschränkt verwendbar. Merkmale mit hoher Güte führen zu guten Klassifikationsergebnissen; geringe Güte verschlechtert das Klassifikationsergebnis. Zusätzlich muss ein Klassifikator auf die Merkmale abgestimmt sein.

Fahrzeuge haben mehrere Ansichten und verschiedene Bewegungsrichtungen, wodurch verschiedene Modelle notwendig sind. Dadurch, dass nicht jede Radarmessung exakt mit den Modellbeschreibungen übereinstimmt, entstehen Missklassifikationen. Im Fall lateral bewegter Fahrzeuge ist das Modell bereits zu Anfang einem Fußgängermodell sehr ähnlich. Hier kommt es durch zu wenige Reflexionspunkte zu Merkmalen geringer Güte und folglich zu Missklassifikationen. Lateral bewegte Fahrzeuge werden in diesem Fall als Fußgänger klassifiziert, wie durch die Vertauschungsmatrix belegt ist. Die Fußgängermessungen fluktuieren stark und zeigen, belegt durch das Modell, zeitlich abhängige sinusförmige kinematische Ausdehnungen. Dadurch gleichen manche Merkmale denen eines lateral bewegten Fahrzeugs periodisch. Zusätzlich treten Messfehler durch das geringe SNR auf, welche durch die Sensorik bedingt sind.

7 Mehrfache Radarmessungen

Bisher sind die betrachteten Ziele wie Fußgänger, Fahrzeuge und ortsfeste Objekte als Detektionen und Messwerte einer einzigen Beobachtung betrachtet worden. Auf diesen voneinander unabhängigen Messwerten ist die Merkmalsextraktion vorgenommen, sowie die Bewertung der Merkmale und die Klassifikationsergebnisse dargestellt worden. Ein Radar sendet und empfängt jedoch periodisch innerhalb eines Messzyklus mit einer Dauer von T_{CPI} . Dadurch entstehen eine Vielzahl aufeinanderfolgender Messwerte, die zunächst in keinem zusammenhängenden Kontext stehen, jedoch zu einer Szene zusammengefasst werden können.

Dies geschieht durch eine Datenassoziation und das Tracking der aufeinanderfolgenden Messwerte. Dadurch ist eine genauere Interpretation der Umwelt, eine genauere Messung, eine Verringerung von Falschalarmen und eine verbesserte Schätzung der Merkmale möglich. Abbildung 7.1 zeigt, in welchem Schritt der Signalverarbeitung das Tracking durchgeführt wird.

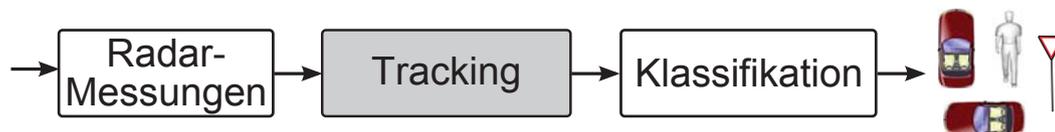


Abbildung 7.1: Signalverarbeitung mit Tracking und Klassifikation.

Anstatt die Algorithmen der Klassifikatoren zu verbessern, werden die Merkmale optimiert. Dazu wird in diesem Kapitel gezeigt, wie die Beobachtung einer Szene, die Datenassoziation und das Tracking aufeinanderfolgender Messwerte genutzt werden können, um Merkmale höherer Güte zu extrahieren. Weiterhin ist durch die Datenassoziation eine laterale Geschwindigkeitsanalyse möglich, um Merkmale zu extrahieren, welche die Separabilität von lateral fahrenden Fahrzeugen und Fußgängern verbessern. Mit diesen Merkmalen wird ein weiterer Klassifikator erstellt, dessen Ergebnisse mit den Ergebnissen des ersten Klassifikationsalgorithmus kombiniert werden.

7.1 Beobachtung einer Szene

Das Zusammenführen von Messdaten zu einer Szene wird durch eine Datenassoziation und ein Tracking vorgenommen. Diese beiden Aufgaben erfordern für die Anwendung im Straßenverkehr ein hohes Maß an Flexibilität. Nicht nur die Messdaten stationärer Objekte, sondern auch die Messdaten von schnell bewegten, sehr langsamen, beschleunigten, sowie punktförmigen und ausgedehnten kinematisch breiten und geometrisch langen Objekten müssen zuverlässig assoziiert und verfolgt werden, um eine Szene zu erstellen.

Um eine hohe Zuverlässigkeit in der Zielverfolgung von Objekten zu gewährleisten, müssen die Bewegungs- und Beobachtungsmodelle für jedes Objekt passen. Im Straßenverkehr wird jedoch das Bewegungsmodell eines Fahrzeugs unvermeidlich auf einen Fußgänger angewendet. Die Folge davon können falsche Messwertassoziationen, Prädiktionen und daraus resultierende Trackabbrüche und wiederholte Neuinitialisierungen sein. Zusätzlich sind die Objektparameter durch das geringe SNR im Echosignal von Fußgängern beeinflusst und aufeinanderfolgende Messwerte einer Szene werden nicht richtig zu einem Track zugeordnet. Weiterhin weisen Echosignale von Fußgängern eine Ausdehnung in Geschwindigkeit auf, die ebenfalls nicht in dem Modell für die Datenassoziation und das Tracking von Fahrzeugen im Straßenverkehr berücksichtigt ist. Ein Tracking-Filter mit dem linearen Bewegungsmodell (Anhang) initiiert daher häufig neue Tracks, wenn Fußgänger gemessen werden. Um dies zu vermeiden, wird der Tracking-Algorithmus adaptiv angepasst.

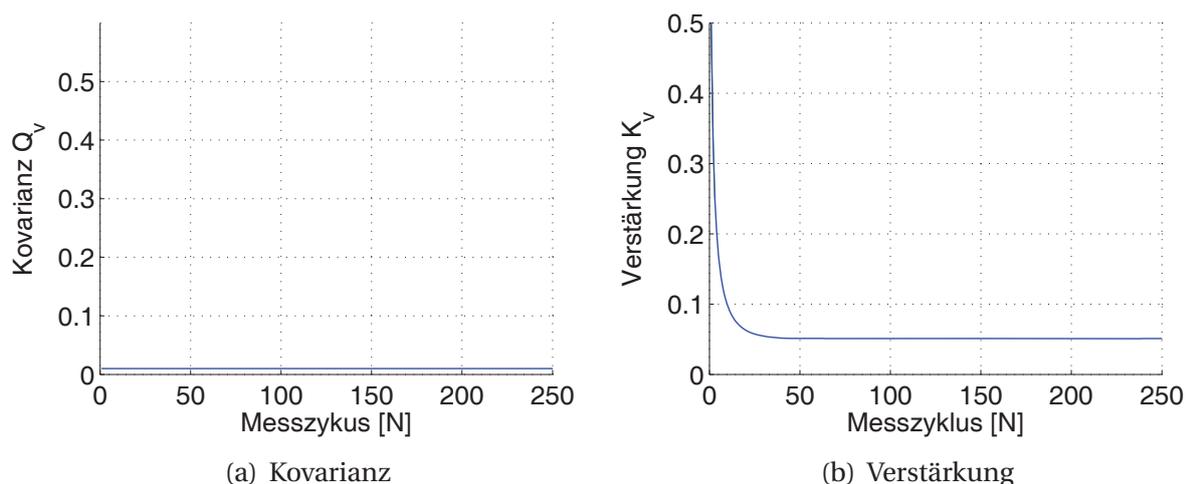


Abbildung 7.2: Kovarianz und Verstärkung der Geschwindigkeitskomponente.

Statt das gesamte Bewegungsmodell auf einen Fußgänger abzuändern, wird die Kovarianz des Prozessrauschens \mathbf{Q} , welches nicht modellierte Bewegungen kompensiert, variiert. Zunächst ist der Kalman Filter nicht adaptiv, weshalb das Prozessrauschen auf einen stabilen Wert einschwingt und so auf unterschiedlich stark abweichende Messwerte im weiteren Verfolgungsverlauf nicht reagiert. Dadurch geht die Verstärkungsmatrix \mathbf{K} nach kurzer Zeit in einen stabilen Zustand über, da diese bei konstantem Beobachtungs- und Bewegungsmodell von der Kovarianzmatrix \mathbf{Q} abhängt, Abbildung 7.2.

Wird die Kovarianz \mathbf{Q} erhöht, so erhöht sich ebenfalls die korrespondierende Verstärkung nach Gleichung (A.6), wodurch der Messwert stärker betrachtet wird. Durch eine adaptive Berechnung der Kovarianz lässt sich ein Objekt verfolgen und schnell auf große Änderungen einzelner Messwerte reagieren, ohne einen Trackabbruch oder neue Initialisierung vornehmen zu müssen. So wird die Datenassoziation für die Betrachtung einer Szene für alle betrachteten Objekte gewährleistet.

Die adaptive Berechnung der Kovarianz wird an einem Beispiel für ein longitudinal fahrendes Fahrzeug und einen Fußgänger verdeutlicht. Dazu wird ein Tracking-Filter angenommen, dessen Zustand durch \vec{c}_n beschrieben ist, Gleichung (7.1).

$$\vec{c}_n = [R, v_r, \alpha]^T \quad (7.1)$$

Zu Beginn wird die Kovarianzmatrix \mathbf{Q} , die ein Objekt-spezifisches Prozessrauschen beschreibt, initialisiert. Die Diagonalwerte konvergieren im statischen Falle auf einen bestimmten Wert, vgl. Abbildung 7.2.

Im adaptiven Fall wird der Geschwindigkeitskoeffizient $Q_{n,v}$ in der Matrix \mathbf{Q} zum Messzeitpunkt n durch die Entfernung R und zwei Hilfsparameter b_1 und b_2 in einem α - β Filter angepasst, Gleichung (7.2). Dazu wird die Geschwindigkeitsänderung $v_{n|n-1}$ von aufeinanderfolgenden Messungen als Update für den Matrixkoeffizienten $Q_{n,v}$ genutzt. Die Grundlage dazu bildet das Fußgängermodell, welches sinusförmige Änderung der Geschwindigkeiten in der Radarmessung zeigt.

$$Q_{n,v} = (1 - \beta)Q_{n-1,v} + \beta \frac{|z_{n,v} - v_{n|n-1}|}{R_{n|n} \cdot b_1 + b_2} \quad (7.2)$$

Durch die Prädiktions-Kovarianz \mathbf{P} wird der Zusammenhang zwischen Verstärkung und Prozessrauschen deutlich. Die Prädiktions-Kovarianz basiert auf dem Bewegungsmodell \mathbf{F} , der Zustands-Kovarianz \mathbf{P} und dem Prozessrauschen \mathbf{Q} wie in Gleichung (A.7) gezeigt wird. Dadurch lässt sich eine neue Kalman Verstärkung \mathbf{K} nach Gleichung (A.6) bestimmen.

Für das verfolgte Objekt zeigt sich statt eines konstanten Verlaufs der Kovarianz eine Abhängigkeit von der Geschwindigkeitsabweichung, Abbildung 7.3. Diese sind im

Falle eines Fahrzeugs klein, weshalb nur geringe Korrekturen vorgenommen werden müssen. Die daraus resultierende Verstärkung ist ebenfalls gering und nahezu konstant. Bei einem Fußgänger wird eine stärkere Korrektur vorgenommen. Durch ein höheres Prozessrauschen entsteht eine größere Kovarianz und dadurch höhere Verstärkung. Eine kontinuierlich größer und kleiner werdende Kalman Verstärkung ist in Abbildung 7.3(b) dargestellt, welche gut mit dem Modell der sich sinusförmig ausdehnenden Geschwindigkeit übereinstimmt.

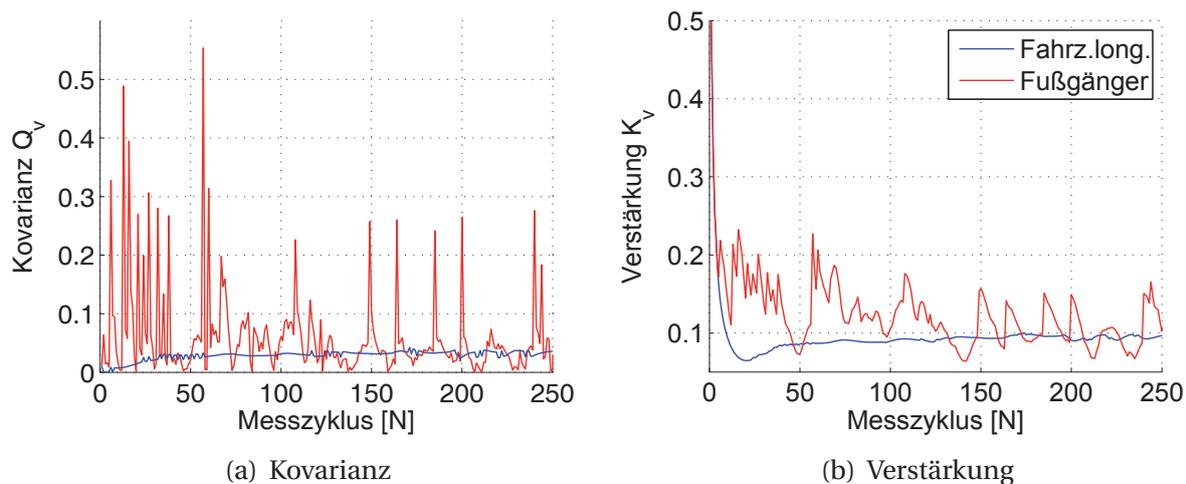


Abbildung 7.3: Kovarianz und Verstärkung der Geschwindigkeitskomponente.

7.2 Zusätzliche Signalmerkmale

Aus den Messwerten einer Szene werden zusätzliche Signalmerkmale extrahiert. Dazu ist eine Assoziation aktueller Messwerte mit vorherigen Messwerten durchgeführt worden. Die Grundlage für die Extraktion bietet daher nicht wie bisher eine einzige Radarmessung mit einem Messzyklus, sondern mehrere Messzyklen. Aus diesen gespeicherten Messungen wird ein zweiter Merkmalsvektor berechnet. Dadurch erhöht sich die Dauer der Klassifikation um die Anzahl der zu speichernden Messzyklen. Es wird angenommen, dass alle aufeinanderfolgenden Messungen unabhängig voneinander sind und durch die Eigenbewegung des Radars, Vibrationen und durch Rauschen beeinflusst sind. Wird die Merkmalsextraktion auf eine einzige Messung angewandt, so wird die maximal ausgedehnte Geschwindigkeit seltener extrahiert,

da das SNR häufig gering ist und die maximale gemessene Geschwindigkeitsausdehnung bei normalem Gang eines Fußgängers periodisch auftritt, vgl. Abbildung 4.23. Erst bei Beobachtung einer Szene mit mehreren aufeinanderfolgenden Messungen und dem Wissen über die Zusammengehörigkeit der Messwerte lässt sich eine verbesserte Merkmalextraktion durchführen. Dazu wird ein Messwertspeicher mit allen gemessenen Objektparametern eines Objektes über eine bestimmte Zeit T_{Buffer} gefüllt. Die Dimension des Messwertspeichers ist ausschlaggebend, um die Performanz des Systems zu erhöhen und die Dauer der Klassifikation nicht unnötig zu verlängern. Ein großer Speicher erlaubt eine verbesserte Merkmalextraktion, resultiert jedoch in einer langen Klassifikationsdauer, da der Klassifikator warten muss, bis der Speicher gefüllt ist. Ein kleiner Speicher stellt nicht genügend Messdaten zur Verfügung, um die Güte der Merkmale zu verbessern. Als Kompromisslösung zwischen einem gut gefüllten Messwertspeicher zur Merkmalextraktion und möglichst kurzer Dauer für eine Klassifikation ist in den folgenden Messungen und Ergebnissen ein Speicher von $T_{\text{Buffer}} = 156 \text{ ms}$ genutzt worden, welches vier Messzyklen entspricht. Aus den Messwerten dieser vier Messzyklen werden zusätzliche Merkmale berechnet.

Merkm	Abkürzung	Beschreibung
$x_{m,1}$	$v_{r,\text{mean,buf}}$	Mittelwert der radialen Geschwindigkeit
$x_{m,2}$	$\widehat{\mathcal{B}}_{\text{kin,buf}}^S$	kinematische Breite (Schwelle)
$x_{m,3}$	$\widehat{\mathcal{B}}_{\text{kin,buf}}^G$	kinematische Breite (Gauss-Funk.)
$x_{m,4}$	$\widehat{\mathcal{B}}_{\text{kin,buf}}^D$	kinematische Breite (Detektion)
$x_{m,5}$	$N_{\text{lmax,buf}}$	Anzahl lokaler Maxima
$x_{m,6}$	$v_{\text{std,buf}}$	Standardabweichung in radialer Geschwindigkeit
$x_{m,7}$	$v_{\text{var,buf}}$	Varianz in radialer Geschwindigkeit
$x_{m,8}$	$\widehat{\mathcal{L}}_{\text{geo,buf}}^D$	geometrische Länge in Entfernung (Detektion)
$x_{m,9}$	$R_{\text{std,buf}}$	Standardabweichung in Entfernung
$x_{m,10}$	$R_{\text{var,buf}}$	Varianz in Entfernung
$x_{m,11}$	$RCS_{\text{mean,buf}}$	Mittelwert des Rückstreukoeffizienten
$x_{m,12}$	$RCS_{\text{std,buf}}$	Standardabweichung im Rückstreukoeffizienten
$x_{m,13}$	$RCS_{\text{var,buf}}$	Varianz im Rückstreukoeffizienten

Tabelle 7.1: Merkmalvektor aus mehreren Messzyklen.

Die Merkmale der kinematischen Breite werden durch eine Schwelle und Gauss-Funktionsapproximation aus den Profilen berechnet, indem eine Integration der jeweiligen aufeinanderfolgenden Spektren durchgeführt wird. Dazu werden die

Spektren für eine kurze Zeit gespeichert. Für die Merkmale, welche die geometrische Länge beschreiben, muss zusätzlich eine Kompensation der Bewegung durch die Geschwindigkeit des Objektes innerhalb der betrachteten Zeit erfolgen.

Aus dem gesamten Messwertspeicher werden die beschriebenen Merkmale extrahiert. Diese Merkmale basieren nun auf mehreren Messzyklen und sind durch den Index m (multiple), beziehungsweise den index buf (buffer) gekennzeichnet, Tabelle 7.1.

Die Güte der beiden Merkmale $\hat{\mathcal{B}}_{kin}^S$ und $\hat{\mathcal{B}}_{kin}^D$ wurde zuvor aus den Messwerten einer einzigen Messung bestimmt. Nun werden die gleichen Merkmale mit Messwerten aus mehreren Messzyklen mit einem Messwertspeicher von $T_{Buffer} = 156$ ms extrahiert. Die jeweilige Güte wird bestimmt und mit den Werten aus der vorherigen Extraktion verglichen.

Beispiel 1: Merkmalevaluation der kin. Breite mehrerer FSK-Echosignale.

Bei einer einzigen Messung und einer optimalen Schwelle zur Berechnung der kinematischen Breite $\hat{\mathcal{B}}_{kin}^S$ ist eine Güte von $CAI = 0,81$ berechnet worden, vgl. Abbildung 5.12. Werden die Spektren mehrfacher Messungen aufintegriert und das Merkmal (bei gleicher Schwelle) extrahiert, so lässt sich Abbildung 7.4 bestimmen. Es berechnet sich eine Güte von $CAI = 0,95$ für das Merkmal $\hat{\mathcal{B}}_{kin,buf}^S$. Dies entspricht einer Verbesserung von 14% im Gegensatz zur Extraktion des Merkmals aus einer Messung.

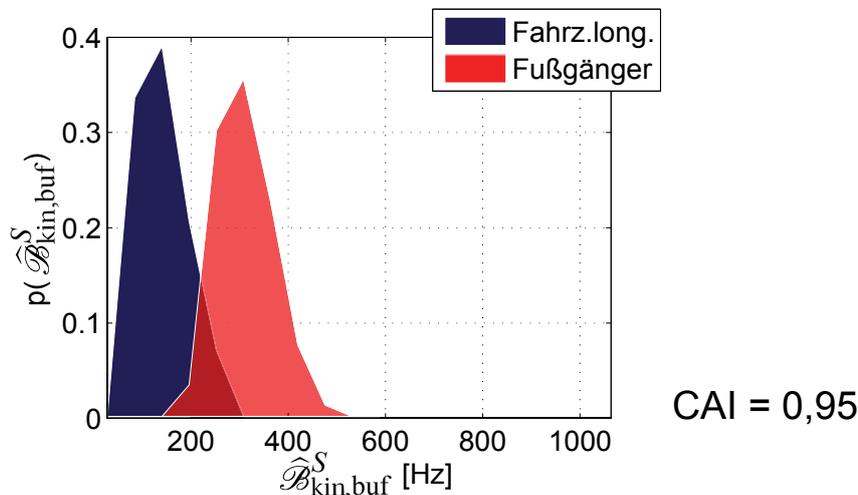


Abbildung 7.4: Kinematische Breite bei mehrfacher Messung.

Beispiel 2: Merkmalevaluation der kin. Breite mehrerer Up-/Downchirps.

Die kinematische Breite von Fahrzeugen und Fußgängern durch Detektion ist zuvor aus einer einzigen Messung mit einer Güte von $CAI = 0,57$ berechnet worden, vgl.

Abbildung 5.13. Werden Messwerte durch die Datenassoziation und das Tracking einander zugeordnet und die Merkmaleberechnung durchgeführt, so ergibt sich im Falle von $\hat{\mathcal{B}}_{\text{geo,buf}}^D$ ein Wert von $CAI = 0,88$, Abbildung 7.5. Der Flächenindex vergrößert sich im Vergleich zum vorherigen Ergebnis um 31%.

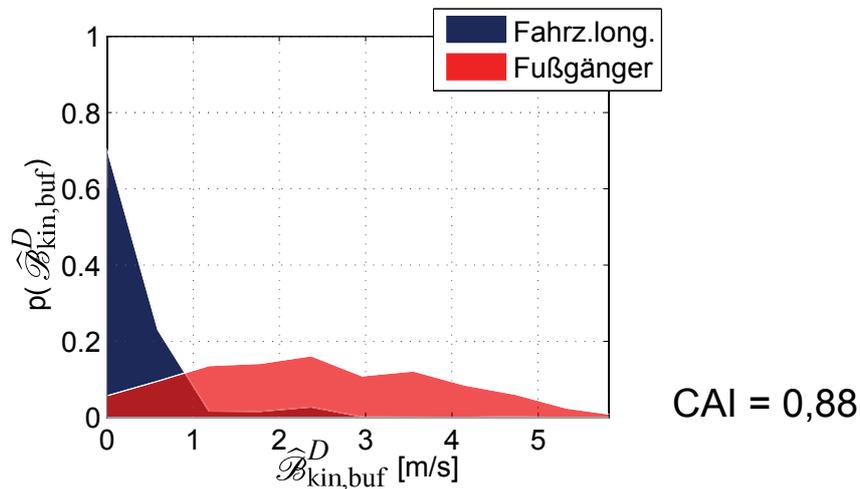


Abbildung 7.5: Kinematische Breite bei mehrfacher Messung.

Werden mehrere Messungen zur Merkmalextraktion genutzt, so lässt sich die Güte der genannten Merkmale verbessern. Dies ist besonders bei dem Merkmal sichtbar, welches aus den Up-/Downchirps durch Detektion berechnet wurde.

Die Extraktion durch Detektion geht davon aus, dass mehrere lokale Maxima im Spektrum detektiert werden. Durch das geringe SNR im Echosignal eines Fußgängers werden jedoch häufig wenige lokale Maxima detektiert. Dadurch wird bei dieser Methode eine gering ausgedehnte oder punktförmige kinematische Breite eines Fußgängers extrahiert, wenn nur eine Messung verwendet wird. Bei aufeinanderfolgenden unabhängigen Messungen wird dies weitgehend vermieden.

7.2.1 Merkmale durch Tracking

Bisher sind die Merkmale direkt durch die gemessenen Spektren und die Objektparameter wie radiale Geschwindigkeit und Entfernung bestimmt worden. Ein weiterer Ansatz besteht darin, den Tracking-Algorithmus zu verwenden, um Merkmale zu bestimmen. Es wurde bereits erläutert, dass ein adaptives Tracking für Fußgänger verwendet wird. Dieses adaptive Tracking-System wird genutzt, um innerhalb des Algorithmus Merkmale zu extrahieren.

Die Grundannahme des adaptiven Trackings liegt darin, dass die Entfernung und Geschwindigkeit eines Fußgängers je nach Reflexionspunkt zwischen aufeinanderfolgenden Messungen stark fluktuieren kann und Fußgänger zusätzlich eine kinematische Breite aufweisen. Daher wurde ein adaptives Tracking anhand des erwarteten Bewegungsmodells mit einem adaptiven Prozessrauschen \mathbf{Q} vorgeschlagen. Dieses Prozessrauschen kompensiert die nicht modellierten Bewegungen. Für Fußgänger resultiert daraus eine höhere Kalman Verstärkung \mathbf{K} für die jeweilige Komponente.

Merkmal	Abkürzung	Beschreibung
$x_{m,14}$	Q_R	Innovation in R
$x_{m,15}$	Q_v	Innovation in v_r
$x_{m,16}$	K_{XR}	Kalman Verstärkung in X
$x_{m,17}$	K_{YR}	Kalman Verstärkung in Y
$x_{m,18}$	$K_{v_{xvr}}$	Kalman Verstärkung in v_x
$x_{m,19}$	$K_{v_{yvr}}$	Kalman Verstärkung in v_y

Tabelle 7.2: Merkmale aus dem Tracking-Algorithmus.

Entfernungs- und Geschwindigkeitsmessungen von Fahrzeugen müssen weniger korrigiert werden, wodurch eine geringere Kalman Verstärkung erreicht wird. Durch diese unterschiedlichen Gegebenheiten werden das adaptive Prozessrauschen Q_R , Q_v für die Entfernung und Geschwindigkeit und die Verstärkungen K_{XR} , K_{YR} , $K_{v_{xvr}}$, $K_{v_{yvr}}$ als Merkmale genutzt, Tabelle 7.2. Die Merkmale werden dem Merkmalvektor hinzugefügt und sind verfügbar, sobald ein Track erzeugt wurde.

7.2.2 Merkmale durch laterale Geschwindigkeit

Neben den genannten Merkmalen können zusätzliche Merkmale durch die Bestimmung der lateralen Geschwindigkeit extrahiert werden. Lateral bewegte Fahrzeuge sind ebenfalls im Dopplerprofil ausgedehnt, was zu Missklassifikationen führt, vgl. Tabelle 6.1. Oftmals wird ein solches Fahrzeug als Fußgänger klassifiziert oder umgekehrt. Die Möglichkeit, Geschwindigkeiten in longitudinaler und lateraler Richtung von geometrisch langen Zielen zu messen, wurde von Fölster beschrieben, [RFR07], [BRR08]. Wird diese Geschwindigkeitsmessung genutzt, so können zusätzliche Merkmale daraus berechnet werden, die die Klassifikation zwischen lateral fahrenden Fahrzeugen und Fußgängern verbessert.

Aus den gemessenen Radialgeschwindigkeiten eines Objektes erstellt Fölster einen Vektor \vec{v}_r . Die zugehörigen Azimutwinkel α beschreiben mit den radialen Geschwindigkeiten eine Reihe von linearen Gleichungen, die als Matrix \mathbf{M} dargestellt werden, Gleichung (7.3).

$$\vec{v}_r = \mathbf{M} \cdot \vec{v}$$

$$\begin{bmatrix} v_{r,1} \\ v_{r,2} \\ \vdots \\ v_{r,J} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\alpha_1) & \sin(\alpha_1) \\ \cos(\alpha_2) & \sin(\alpha_2) \\ \vdots & \vdots \\ \cos(\alpha_J) & \sin(\alpha_J) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} v_x \\ v_y \end{bmatrix} \quad (7.3)$$

Um das lineare System von Gleichungen zu lösen, liefert die Methode der kleinsten Quadrate (Minimum Mean Square Error (MMSE)) die Lösung und gibt die Zielgeschwindigkeit in longitudinaler und lateraler Richtung v_x und v_y des beobachteten Objektes an.

Für ein Fahrzeug mit ausgedehnter geometrischer Länge und statischen Reflexionspunkten der gleichen Geschwindigkeit besteht eine Lösung des Gleichungssystems und die Matrix \mathbf{M} ist gut konditioniert. Der Fußgänger entspricht jedoch einem ausgedehnten kinematisch breitem Ziel, welches zu einer fälschlichen oder gar keiner Lösung des Gleichungssystems führt. Die Matrix \mathbf{M} ist im Falle einer Fußgänger-messung daher schlecht konditioniert. Dies wird in Abbildung 7.6 exemplarisch dargestellt. Für die Fahrzeugmessung ist eine Lösung anhand der Mehrdeutigkeitsgeraden durch einen Schnittpunkt bestimmbar. Für die Fußgänger-messung besteht keine Lösung, da sich die Geraden nicht schneiden.

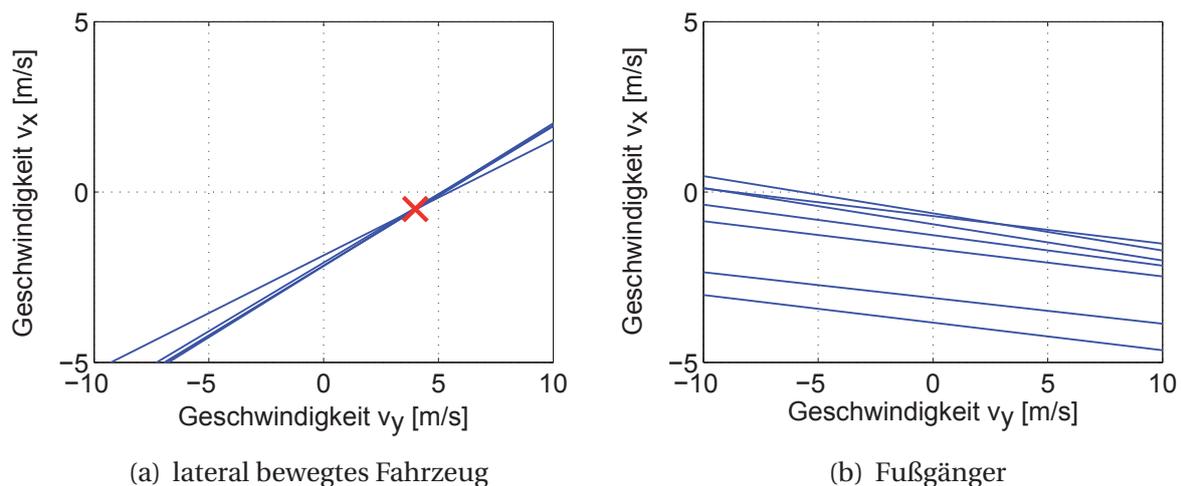


Abbildung 7.6: Mehrdeutigkeitsgeraden der lateralen Geschwindigkeitsmessung.

Es wird angenommen, dass die gegebene Matrix \mathbf{M} durch ΔM und die radialen Geschwindigkeiten \vec{v}_r durch $\Delta \vec{v}_e$ gestört sind, Gleichung (7.4).

$$\tilde{\mathbf{M}}\tilde{\vec{v}} = (\mathbf{M} + \Delta M)(\vec{v} + \Delta \vec{e}) = \vec{v}_r + \Delta \vec{v}_e = \tilde{\vec{v}}_r \quad (7.4)$$

Wird das Gleichungssystem gelöst, so entsteht ein quadratischer Fehler $\Delta \vec{e}$ in der Geschwindigkeitsberechnung. Eine Abhängigkeit dieses Fehlers von den Eingangsvariablen wird durch die Konditionszahl κ bestimmt. Ein kleiner Wert der Konditionszahl beschreibt ein gut konditioniertes Gleichungssystem; ein großer Wert zeigt, dass ein großer Fehler in der Lösung vorhanden ist und das Gleichungssystem schlecht konditioniert ist.

Diese mathematische Eigenschaft wird auf die Radarmessungen übertragen. Es kann gezeigt werden, dass die Messungen eines lateral fahrenden Fahrzeugs ein besser konditioniertes Gleichungssystem als die Messungen eines Fußgängers haben.

Die Konditionszahl κ , welche ein Nebenprodukt der lateralen Geschwindigkeitsmessung ist, wird in den Merkmalvektor aufgenommen. Das eigentliche Ziel ist es, die Geschwindigkeiten v_x und v_y zu bestimmen. Auch diese Geschwindigkeiten werden als zusätzliche Merkmale eingeführt. Der gesamte Merkmalvektor, welcher durch die laterale Geschwindigkeitsmessung berechnet wird, ist in Tabelle 7.3 gegeben.

Merkmal	Abkürzung	Beschreibung
$x_{m,20}$	κ_{buf}	Konditionszahl
$x_{m,21}$	$v_{x,buf}$	Geschwindigkeit in X-Richtung
$x_{m,22}$	$v_{y,buf}$	Geschwindigkeit in Y-Richtung

Tabelle 7.3: Merkmalvektor durch die laterale Geschwindigkeitsmessung.

Alle drei Merkmale werden aus mehreren Messzyklen extrahiert. Zwar ist es möglich die laterale Geschwindigkeit innerhalb eines Messzyklus zu bestimmen, allerdings hat sich gezeigt, dass die Güte der extrahierten Merkmale deutlich größer ist, wenn mehrere Messzyklen ausgewertet werden.

7.3 Merkmalevaluation zusätzlicher Merkmale

Analog zu den Merkmalen aus einem Messzyklus, werden die extrahierten Merkmale aus mehreren Messzyklen durch den *CAI* evaluiert.

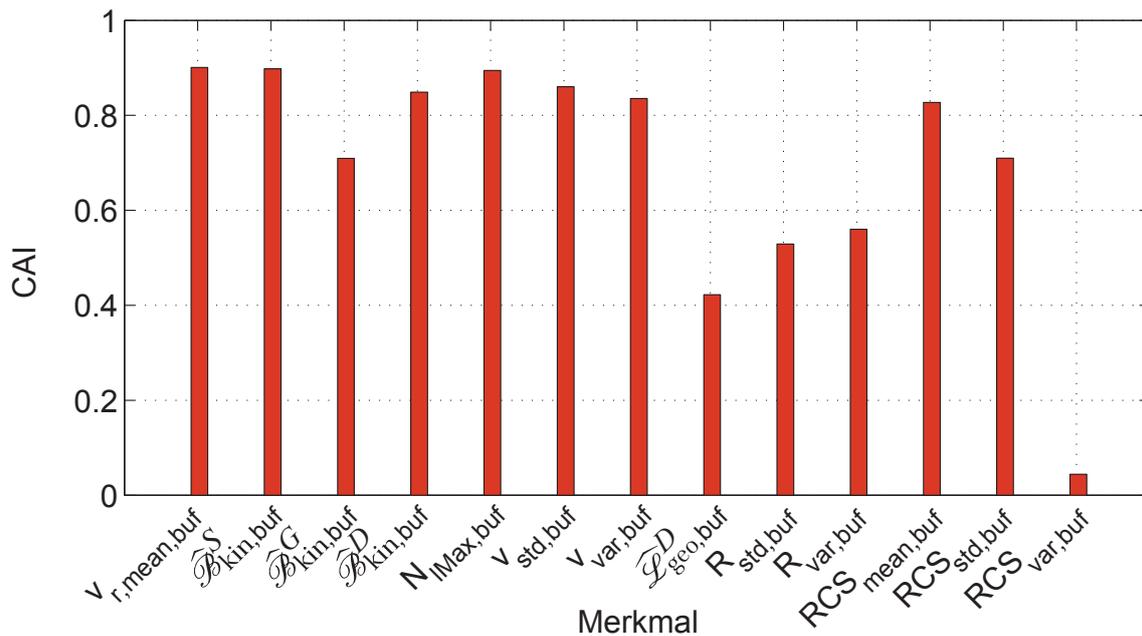


Abbildung 7.7: Evaluation der Merkmale eines Fahrzeugs (long.) und eines Fußgängers.

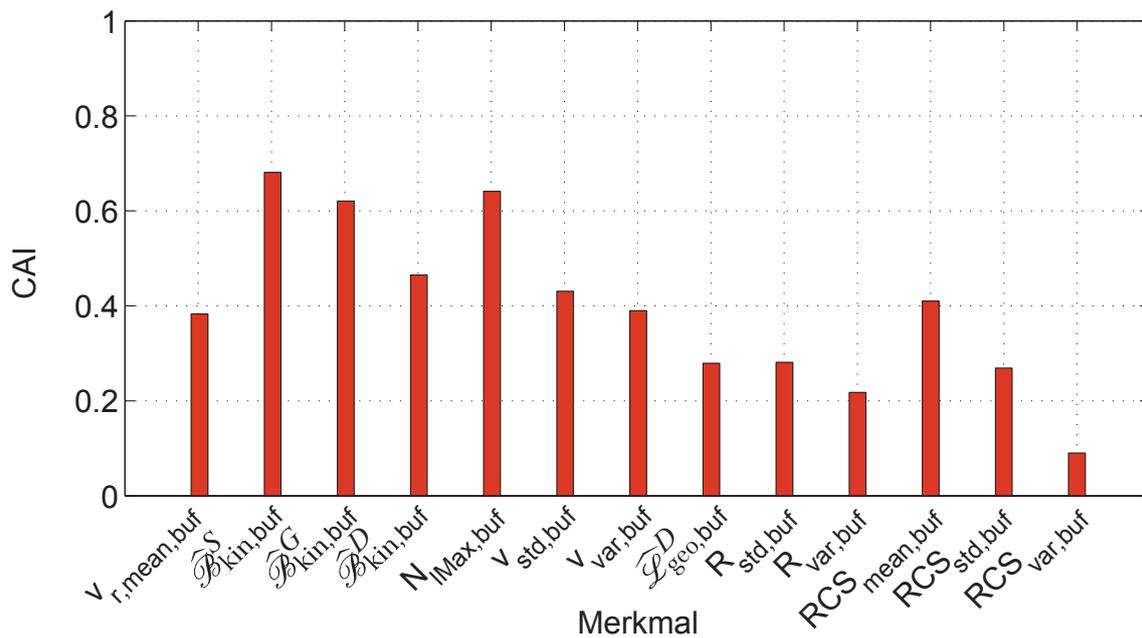


Abbildung 7.8: Evaluation der Merkmale eines Fahrzeugs (lateral) und Fußgängers.

In Abbildung 5.14 ist die Güte der Merkmale aus einer Messung bereits dargestellt worden. Es zeigte sich beispielsweise eine Güte von $CAI \approx 0,9$ für die radiale Ge-

schwindigkeit, eine Güte von $CAI \approx 0,8$ für die kinematische Breite im Dopplerprofil und $CAI \approx 0,6$ für die kinematische Breite durch die Up-/Downchirps. In Abbildung 7.7 ist die Güte der Merkmale aus mehreren Messungen gegeben. Es ist eine deutliche Verbesserung der Werte im Vergleich zu den Merkmalen, basierend auf einem Messzyklus, sichtbar. Dies wird exemplarisch anhand der kinematischen Breite aus dem Dopplerprofil, als auch durch das Merkmal der kinematischen Breite durch Up-/Downchirps deutlich. Die Güte der geometrischen Länge durch Up-/Downchirps stagniert nahezu. Durchschnittlich ergeben sich starke Verbesserungen der Merkmalqualität.

Wird Abbildung 5.15 mit Abbildung 7.8 verglichen, so erkennt man, dass auch bei lateral fahrenden Fahrzeugen und Fußgängern eine teilweise höhere Güte erzielt werden konnte. Im direkten Vergleich zur longitudinalen Situation zeigen die Merkmale allerdings eine geringere Güte. Aus diesem Grunde sind Merkmale durch den Tracking-Algorithmus eingeführt worden. Die Merkmale bestehen aus einer Innovation in Entfernung und Geschwindigkeit aufeinanderfolgender assoziierter Messwerte sowie resultierenden Verstärkungen. Die Güte der Merkmale bezüglich eines lateral bewegten Fahrzeugs und eines Fußgängers sind in Abbildung 7.9 dargestellt. Besonders die Verstärkungen bezüglich der kartesischen Koordinaten zeigen eine hohe Güte.

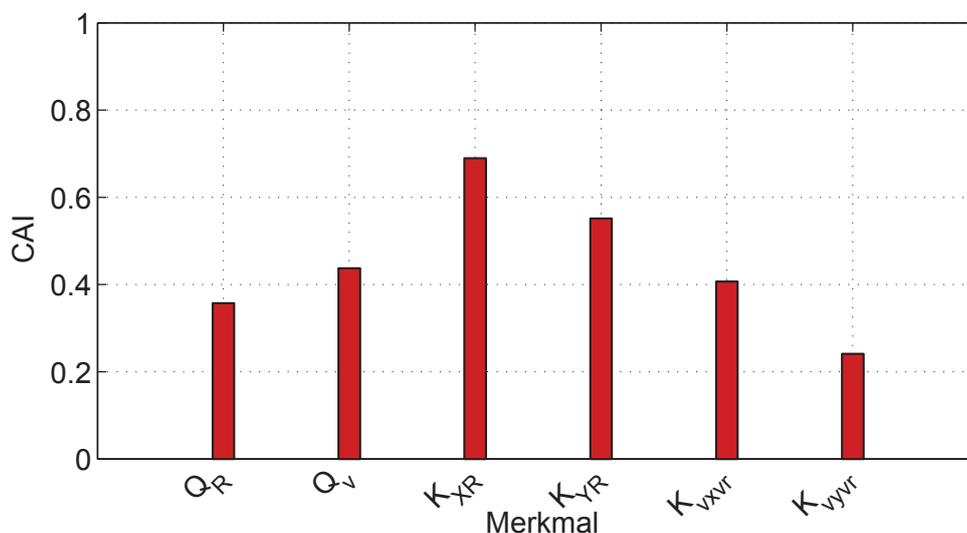


Abbildung 7.9: Evaluation der Merkmale aus dem adaptiven Tracker für ein Fahrzeug (lateral) und einen Fußgänger.

Der dritte Merkmalsatz wird durch die laterale Geschwindigkeitsmessung und die Kondition der Matrix beschrieben. Dieser soll die Unterscheidbarkeit eines Fußgängers von einem lateralen Fahrzeug weiter verbessern. Dazu werden die Merkmale

aus Tabelle 7.3 für einen Fußgänger und ein lateral bewegtes Fahrzeug evaluiert. Die Güte ist in Abbildung 7.10 dargestellt. In Situationen, in denen sich ein Fahrzeug lateral bewegt, zeigt die Matrix Kondition eine hohe Güte. Die Geschwindigkeiten in X- und Y-Richtungen beschreiben die tatsächliche Geschwindigkeit des Fahrzeugs und sind daher je nach Situation nur bedingt geeignet, können aber ebenfalls für die Klassifikation genutzt werden.

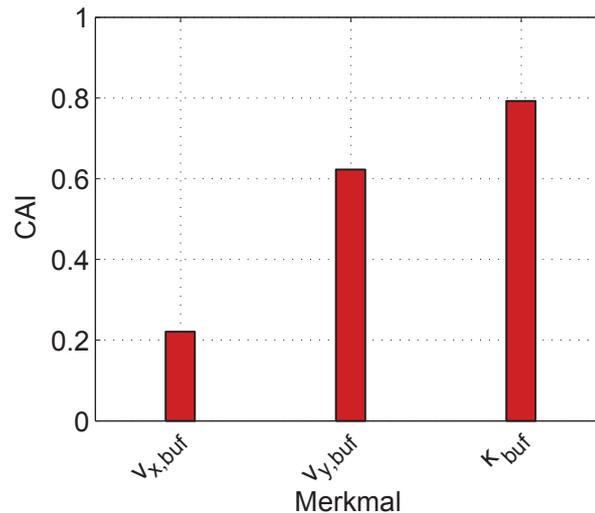


Abbildung 7.10: Evaluation der Merkmale aus der lateralen Geschwindigkeitsmessung für ein Fahrzeug (lateral) und einen Fußgänger.

In diesem Unterkapitel sind die bekannten Merkmale durch Extraktion auf der Basis mehrerer Messzyklen verbessert worden. Weiterhin wurde der Merkmalvektor zur Unterscheidung von lateral fahrenden Fahrzeugen und Fußgängern erweitert.



8 Ergebnis

In den vorherigen Kapiteln wurde gezeigt, wie Radarsensoren genutzt werden können, um von Fußgängern stammende Echosignale zu klassifizieren. Dazu ist eine erweiterte Signalverarbeitung vorgestellt worden, die eine Merkmalextraktion und Klassifikation beinhaltet, welche auf einem einzigen Messzyklus basiert. Durch kontinuierliche Messungen, eine Datenassoziation und ein Tracking steht eine zusätzliche Anzahl an Merkmalen zur Verfügung. Nun werden diese extrahierten Merkmale in die verschiedenen Klassen eingeteilt. Dazu werden die verwendeten Klassifikatoren neu trainiert und anhand der vorhandenen Datensätze getestet. Die Merkmale aus den Tabellen 5.1 und 7.1 werden dafür vollständig benutzt. Zusätzlich werden die Merkmale aus den Tabellen 7.2 und 7.3 zur Unterscheidung von lateral bewegten Fahrzeugen und Fußgängern verwendet.

Für eine Klassifikation müssen alle Merkmale zur Verfügung stehen, was erst nach mehreren Messzyklen der Fall ist. Aus diesem Grund wird ein Klassifikator aus den Merkmalen eines einzigen Messzyklus und ein zweiter Klassifikator mit den Merkmalen aus mehreren Messzyklen sowie Merkmalen durch das Tracking und die laterale Geschwindigkeitsanalyse gebildet. Liefern beide Klassifikatoren eine Klasse zurück, werden die Ergebnisse kombiniert.

Für die Kombinationen von Klassifikationsergebnissen werden zwei Merkmalvektoren definiert:

1. Merkmalvektor \vec{x}_s mit i_s Merkmalen aus jeweils einem Messzyklus.
2. Merkmalvektor \vec{x}_m mit i_m Merkmalen aus mehreren Messzyklen sowie den Merkmalen aus Tracking und der lateralen Geschwindigkeitsanalyse.

Aus den Trainingsdatensätzen dieser beiden Merkmalvektoren werden zwei Klassifikatoren S und M gebildet. Nach einer Klassifikation des ersten Merkmalvektor \vec{x}_s mit dem ersten Klassifikator S ist eine Schätzung der Klasse K'_S und vier a-posteriori-Wahrscheinlichkeiten für jede Klasse (Fahrzeug long., Fahrzeug lat., Fußgänger, stationär) vorhanden. Zusätzlich wird eine Schätzung für die Klasse K'_M und die vier a-posteriori-Wahrscheinlichkeiten durch den zweiten Klassifikator M aus dem

Merkmalvektor \vec{x}_m berechnet. Die endgültige Klasse K' wird durch Summenkombination der a-posteriori-Wahrscheinlichkeiten bestimmt. Dazu werden die a-posteriori-Wahrscheinlichkeiten verschiedener Klassifikatoren in einem Kombinerer klassenabhängig aufsummiert. Die Klasse K' für die P maximal ist, ist der Maximum-Likelihood Wert und bestimmt das Klassifikationsergebnis [Web02].

In Abbildung 8.1 ist das Klassifikationsergebnis für die verschiedenen Klassifikatoren dargestellt. Im Vergleich zu den Klassifikationen mit Merkmalen aus einem Messzyklus erreichen der Bayes-Klassifikator und der Polynomklassifikator ein gutes Ergebnis. Die beste Klassifikationsrate weisen die SVM und der kNN-Klassifikator auf.

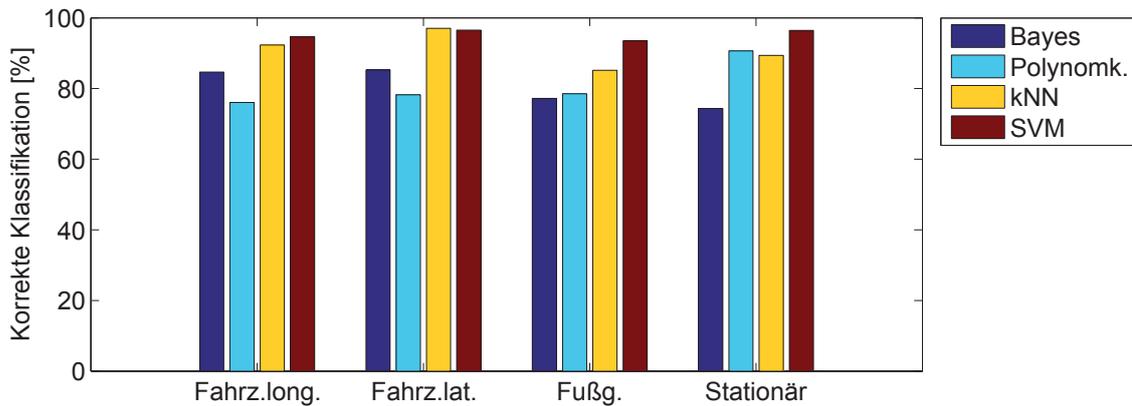


Abbildung 8.1: Hauptdiagonalelemente Bayes-, Polynom-, kNN-, SVM-Klassifikator.

Vergleichend zu Tabelle 6.1 sind die Ergebnisse der SVM als Vertauschungsmatrix in Tabelle 8.1 dargestellt. Die Hauptdiagonalelemente weisen eine deutlich höhere Wahrscheinlichkeit auf, als die Klassifikationsergebnisse mit Merkmalen aus einer einzigen Messung. Zudem haben sich die Werte der Nebendiagonalelemente verringert, welches sich in verminderter Vertauschungswahrscheinlichkeit zwischen lateral bewegten Fahrzeugen und Fußgängern darstellt.

	Fahrz.long.	Fahrz.lat.	Fußg.	Stat.
Fahrz.long.	94,6 %	1,0 %	0,9 %	1,3 %
Fahrz.lat.	0,1 %	96,5 %	2,9 %	0,5 %
Fußg.	0,6 %	4,9 %	93,6 %	0,9 %
Stat.	0,2 %	0,7 %	2,4 %	96,7 %

Tabelle 8.1: Vertauschungsmatrix einer SVM bei Merkmalen aus einer und mehreren Messungen.

9 Zusammenfassung

Im Automobilbereich werden Radarsensoren seit einigen Jahren zur Abstandkontrolle zum vorausfahrenden Fahrzeug verwendet. So erhöhte die Möglichkeit des intelligenten Tempomaten in der Vergangenheit den Komfort und die Sicherheit des Fahrers und der anderen Verkehrsteilnehmer. Aktuell stellt dagegen im Zuge verkehrspolitischer Initiativen der Europäischen Kommission die Erkennung von Fußgängern ein Themenschwerpunkt der Entwicklung dar. Auch die Radartechnik leistet dabei einen enormen Beitrag, da sie als wetterunabhängige Messtechnik alle Objekte im Sichtbereich des Sensors in Entfernung, Geschwindigkeit und Azimutwinkel mit hoher Auflösung misst.

Diese Arbeit hat gezeigt, wie Radarsensoren zur Fußgängererkennung genutzt werden können. Zunächst sind dazu die Grundlagen der Entfernung-, Geschwindigkeits- und Azimutwinkelmessung erläutert worden. In Abhängigkeit zu den verschiedenen Sendesignalen ist es möglich, verschiedene Parameter einzeln oder auch gleichzeitig zu messen. Diese Parameter lassen sich durch Qualitätsmerkmale beschreiben, wie Auflösung, Maximalwerte und Genauigkeit. Anhand dieser Größen sind Rahmenbedingungen eines Radarsensors für eine Fußgängerklassifikation vorgestellt worden. Es stellte sich heraus: eine Entfernungsauflösung von 1,0 m und eine Geschwindigkeitsauflösung von $0,16 \text{ m/s}$ reicht aus, um Fußgänger im Straßenverkehr zu detektieren, zu messen und zu klassifizieren. Dabei sei angemerkt, dass für eine Fußgängerklassifikation eine hohe Geschwindigkeitsauflösung wichtiger ist als eine hohe Entfernungsauflösung. Die Genauigkeit aller gemessenen Objektparameter muss generell hoch genug sein, um die zusätzlichen Signalverarbeitungsschritte erfolgreich auszuführen. Hierzu wurde erwähnt, dass ein MFSK-Signal, nicht immer in der Lage ist, Objekte mit hoher Genauigkeit zu messen. Wie sich sowohl mathematisch als auch messtechnisch zeigte, lässt sich dies mit der Phasenmessung begründen.

Es wurde gezeigt, wie anhand von Modellen für Fahrzeuge, Fußgänger und stationäre Objekte eine Merkmalbestimmung aus einer einzigen Radarmessung durchgeführt werden kann. Die Merkmale haben dazu das geometrische und kinematische Modell eines Objekts beschrieben. Die Güte der berechneten Merkmale ist mithilfe der gemeinsamen Fläche eines Merkmals für verschiedene Klassen bestimmt worden.

Merkmale mit hoher Güte eignen sich besonders für einen Klassifikationsalgorithmus. Anhand eines Messzyklus ist eine Klassifikation der Merkmale in vordefinierte Klassen möglich, zeigt aber nicht immer zufriedenstellende Ergebnisse. Gerade lateral fahrende Fahrzeuge werden häufig als Fußgänger falsch klassifiziert. Auch zu wenig detektierte Reflexionspunkte oder Messungenauigkeiten führen zu Missklassifikationen. Zusätzlich können die Entfernungsprofile nur bedingt durch das MFSK-Sendesignal extrahiert werden.

Um die Merkmalberechnung robuster zu gestalten, sind die Objekte mehrfach zeitlich hintereinander gemessen worden. Die Messwerte sind durch einen Assoziationsalgorithmus und ein Tracking verknüpft worden, wodurch ein größerer Vorrat an Messwerten entstanden ist. Ein spezieller Tracking-Algorithmus für Messdaten von Fußgängern ist dazu vorgestellt worden. Dadurch lassen sich eine Assoziation und ein Tracking von Fußgängern, Fahrzeugen und stationären Objekten mit dem gleichen Modell ermöglichen. Anhand der assoziierten Messwerte wurde eine erweiterte Merkmalextraktion durchgeführt. Diese lässt zu, zusätzliche Merkmale aus der lateralen Geschwindigkeitsanalyse und Merkmale durch Parameter aus dem Tracking-Algorithmus zu bestimmen. Eine erneute Klassifikation durch die Kombination der Ergebnisse des Merkmalvektors anhand eines Radarmesszyklus mit den dazugehörigen Merkmalen und den Klassifikationen der Merkmale aus mehreren aufeinanderfolgenden Messzyklen zeigt deutlich verbesserte Klassifikationsergebnisse für Fußgänger, Fahrzeuge und stationäre Objekte. Die Ergebnisse wurden experimentell validiert.

Die in dieser Arbeit verwendeten Klassifikationsalgorithmen beschränken sich auf den Bayes-, den Polynom-, den Nächste-Nachbarn-Klassifikator und die Support-Vektor-Maschine. Es wurde gezeigt, dass nicht alle Klassifikatoren die gleiche Leistungsfähigkeit besitzen und auf den Merkmalvektor abgestimmt sein sollten. Bei der Entwicklung des Systems wurde weiterhin festgestellt, dass die Güte der Merkmale wichtiger ist, als der Klassifikationsalgorithmus selbst. Die Auswahl des Klassifikators sollte daher vorrangig anhand der Komplexität und Transparenz des Algorithmus entschieden werden.

Insgesamt hat diese Dissertation gezeigt, dass durch eine Erweiterung der Radarsignalverarbeitung Fußgänger, Fahrzeuge und stationäre Objekte im Straßenverkehr mit vorhandenen Radarsensoren aus dem Automobilbereich detektiert und klassifiziert werden können. Dazu ist vorrangig eine hohe Geschwindigkeitsauflösung notwendig. Weiterhin ist die Genauigkeit der Messwerte entscheidend. Es ist somit abschließend die grundsätzliche Erkenntnis festzuhalten, dass durch 24 GHz Radarsensoren eine Klassifikation von Echosignalen verschiedener Objekte, wie Fußgängern, Fahrzeugen und ortsfesten Zielen, mithilfe einer erweiterten Signalverarbeitung für die Anwendung im Straßenverkehr möglich ist.

A Tracking

Die Beschreibung eines dynamischen Systems durch das Tracking von Detektionen wird durch Zustandsraummodelle in Form von einem Bewegungsmodell und einem Beobachtungsmodell durchgeführt. Einem Track werden in dem Assoziationsprozess Messwerte hinzugefügt, der daraufhin durch einen Filter prognostiziert wird. Dieser Filter kann beispielsweise durch einen Kalman Filter realisiert werden [Kal60], [Bro02].

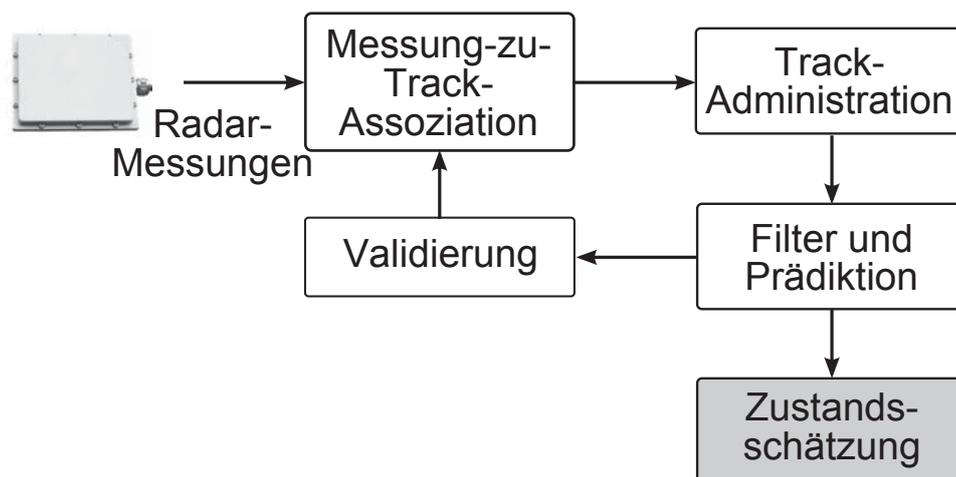


Abbildung A.1: Blockschaltbild eines Tracking-Systems.

In Abbildung A.1 wird ein rekursives Tracking-System dargestellt, dessen prognostizierte Schätzungen der Messdaten nur auf den zuvor berechneten Ergebnissen beruhen. Die Messerwerte aus dem Sensor werden zunächst einem Track zugeordnet. Eine erste Assoziation wird durch ein Gating durchgeführt, welches um die Prädiktion des Validierungs-Gates des jeweiligen Tracks liegt. Eine endgültige Datenassoziation wird durch die Assoziationsfunktion vorgenommen. Die Datenassoziation kann von verschiedenen Algorithmen durchgeführt werden. Eine einfache Methode ist der Global Nearest Neighbor (GNN)-Algorithmus, welcher nur die Detektion mit dem

geringsten Abstand innerhalb des Gatings zum Track assoziiert. Andere populäre Methoden sind die Joint Probability Data Association (JPDA) und das Multi Hypothesen Tracking (MHT). Diese Methoden nutzen alle Nachbarn innerhalb des Gatings, um einen Track zu prognostizieren. Der MH-Tracker gilt dabei als ein sehr robuster Algorithmus für Radarsysteme [FGMF97]. Gerade in Situationen mit viel Clutter, wo der GNN-Algorithmus versagt, überzeugt der MHT. Durch die Vielzahl von Hypothesen, die der MHT verfolgt, ist der Rechenaufwand sehr hoch.

Kann bestehender Messwert keinem Track zugeordnet werden, so wird ein neuer Track angelegt. Bestehende Tracks werden durch Messwerte bestätigt. Länger unbestätigte Tracks werden gelöscht. Dies wird von der Track-Administration vorgenommen.

In der Filterung und Prädiktion wird für jeden Track ein Track-Update berechnet. Dazu werden assoziierte Messwerte durch einen Kalman Filter kombiniert und mit einem Bewegungsmodell prädiziert. Eine erneute Berechnung der Validierung aus den Kalman Daten wird dem Assoziationsprozess bereitgestellt.

Tracking basiert auf Messwerten und Zustandswerten, die jeweils für den nächsten Zeitpunkt geschätzt werden. Um diese Schätzung vorzunehmen, beschreibt die Bewegungsgleichung die Entwicklung eines d -dimensionalen Zustandsvektors \vec{c}_n zum diskreten Zeitpunkt n über der Zeit. Im Falle linearer Abhängigkeit aufeinander folgender Zustände wird dies durch die Multiplikation mit der Systemmatrix \mathbf{F} beschrieben, Gleichung (A.1). Der Vektor \vec{p}_n stellt das normalverteilte, mittelwertfreie Prozessrauschen mit der bekannten Kovarianz $\mathbf{Q} = \text{Cov}(\vec{p})$ zum Zeitpunkt n dar, welches die Zufälligkeit des Systems bei Eintritt beschreibt. Diese Zufälligkeit kann beispielsweise durch nicht modelliertes Verhalten des Objektes entstehen.

Gleichung (A.1) zeigt die Objektdynamik, welche durch den Zustandsvektor $\vec{c}_{n|n-1}$ zum Zeitpunkt n bei gegebenem Zeitpunkt $n-1$ repräsentiert und dessen zukünftiger Zustand n dabei komplett durch den Zustand $n-1$ bestimmt ist.

$$\vec{c}_{n|n-1} = \mathbf{F}_{n-1} \cdot \vec{c}_{n-1|n-1} + \vec{p}_{n-1} \quad (\text{A.1})$$

Dabei wird die Unsicherheit der Schätzung von Gleichung (A.1) durch die Kovarianz $\mathbf{P} = \text{Cov}(\vec{c})$ beschrieben.

$$\mathbf{P}_{n|n-1} = \mathbf{F}_{n-1} \mathbf{P}_{n-1|n-1} \mathbf{F}_{n-1}^T + \mathbf{Q}_{n-1} \quad (\text{A.2})$$

Zusätzlich zum Zustandsvektor \vec{c} wird ein M -dimensionaler Messvektor \vec{z} eingeführt, Gleichung (A.3). Dieser wird von dem Radarsensor gemessen und ist mit unkorreliertem Rauschen beaufschlagt. Der Messvektor verknüpft die Messwerte mit dem Zustandsvektor durch die Messmatrix \mathbf{H} und einem mittelwertfreien, weißen Rauschen \vec{n} mit der Kovarianz \mathbf{R} .

$$\vec{z}_n = \mathbf{H}_n \cdot \vec{c}_n + \vec{n}_n \quad (\text{A.3})$$

Mithilfe des Messvektors \vec{z} und der Prädiktion durch \mathbf{H} lässt sich eine Messwert Prädiktion zu $\vec{z}_{n|n-1} = \mathbf{H}_n \cdot \vec{c}_{n|n-1}$ berechnen. Aus der Prädiktion und dem Messvektor kann ein Innovationsterm \vec{i} bestimmt werden, der die Differenz zwischen der alten und neuen Schätzung beschreibt, Gleichung (A.4).

$$\vec{i}_n = \vec{z}_n - \vec{z}_{n|n-1} \quad (\text{A.4})$$

Durch diese Innovation und einer Verstärkung \mathbf{K} lässt sich eine Neuberechnung des Zustandsvektors durchführen. Dazu wird zu dem Zustandsvektor die gewichtete Innovation addiert, Gleichung (A.5).

$$\vec{c}_{n|n} = \vec{c}_{n|n-1} + \mathbf{K}_n \cdot \vec{i}_n \quad (\text{A.5})$$

\mathbf{K} wird im Falle eines Kalman Filters als *Kalman Verstärkung* bezeichnet und bestimmt die Gewichtung des Korrekturterms. Bei großen Werten tendiert der Trackingalgorithmus stärker in Richtung der Messwerte als bei einem kleinen Wert in \mathbf{K} . Bei einer Kalman Filterung bestimmt sich \mathbf{K} mithilfe von Gleichung (A.6). \mathbf{S} beschreibt die Innovations-Kovarianz durch $\mathbf{S}_n = \mathbf{H}_n \mathbf{P}_{n|n-1} \mathbf{H}_n^T + \mathbf{R}_n$.

$$\mathbf{K}_n = \mathbf{P}_{n|n-1} \cdot \mathbf{H}_n^T \mathbf{S}_n^{-1} \quad (\text{A.6})$$

Nach Kalman berechnet sich das Update der Kovarianz durch Gleichung (A.7) [Kal60]. Dies geschieht unter der Annahme, dass die Kalman Verstärkung durch Gleichung (A.6) berechnet wurde.

$$\mathbf{P}_{n|n} = \mathbf{P}_{n|n-1} - \mathbf{K}_n \mathbf{S}_n \mathbf{K}_n^T \quad (\text{A.7})$$

Ein Zyklus des Kalman Filters ist in Abbildung A.2 dargestellt [BSLK01], [Rat10]. Drei vertikal parallel verlaufende Signalzweige zeigen die Zustände, Schätzungen und Kovarianzen. Aus einem ursprünglichen Zustandsvektor und einer Schätzung wird durch einen neuen Messwert eine Innovation berechnet, die ein gewichtetes Update der Schätzung ermöglicht. Diese Schätzung ist Grundlage für den nächsten Zyklus. Anhand erreicht werden.

Unterschiedliche Anforderungen und unterschiedliche Tracker werden durch verschiedene Zustandsvektoren \vec{c}_n und verschiedene Bewegungsmodelle, die durch die Matrix \mathbf{F} gegeben sind, realisiert.

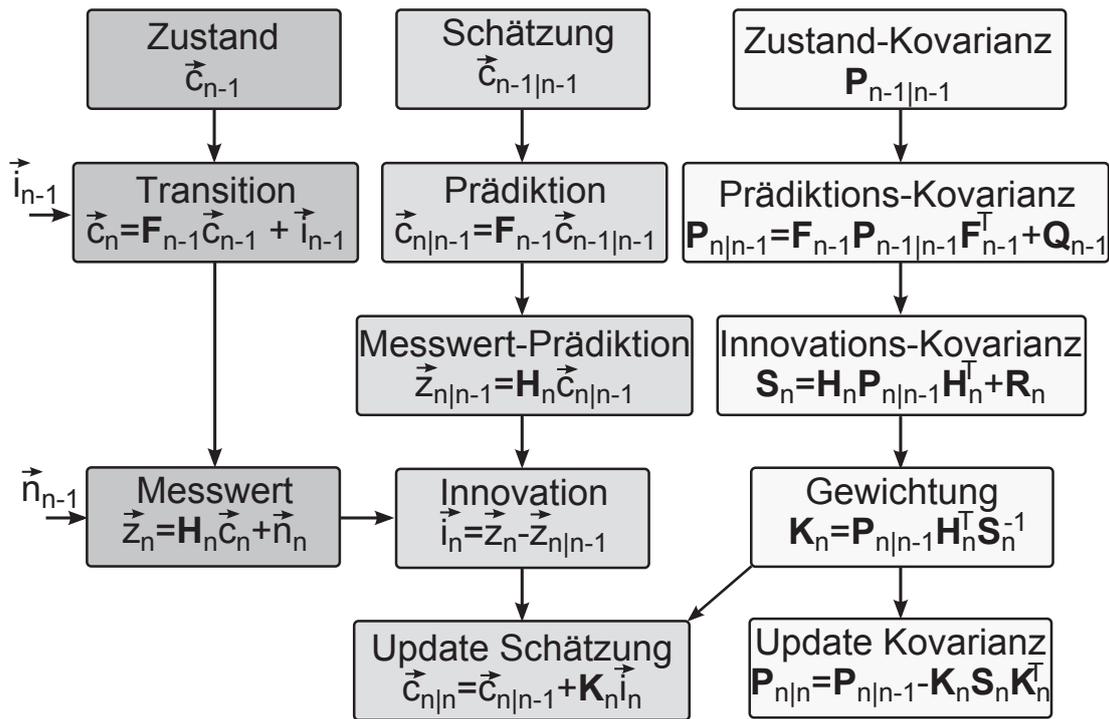


Abbildung A.2: Ein Zyklus des Kalman Filters.

Das Tracking von einem sich bewegenden Fahrzeug im urbanen Umfeld ist komplex. Zunächst müssen die Eigengeschwindigkeit und die Gierrate des eigenen Fahrzeugs bekannt sein und in den Tracking-Algorithmus mit einfließen. Dann kann der Tracker den Zustand beschreiben. Radarsysteme für den Automobilbereich nutzen ein Tracking, welches in kartesischen Koordinaten und kartesischen Geschwindigkeiten beschrieben ist. Manche nutzen zusätzlich die Drehrate und den Drehwinkel als Erweiterung des Zustandsvektors, um dynamisch auf Änderungen zu reagieren.

Es wird ein lineares Zustandsmodell, welches in kartesischen Koordinaten und Geschwindigkeiten prognostiziert angenommen. Der Zustandsvektor \vec{c}_n ist durch Gleichung (A.8) gegeben.

$$\vec{c}_n = [X, Y, v_x, v_y]^T \tag{A.8}$$

Die Koordinaten X und Y hängen von den aktuellen Geschwindigkeiten v_x, v_y und der vergangenen Zeit zwischen den Messungen ΔT ab. Dies wird durch die Matrix \mathbf{F} für den Übergang von Status $n - 1$ zu n in Gleichung (A.9) beschrieben.

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \Delta T & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \Delta T \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (\text{A.9})$$

Im Falle von Messdaten in Polarkoordinaten muss eine Transformation durchgeführt werden, Gleichung (A.10), (A.11) und (A.12).

$$R = \sqrt{X^2 + Y^2} \quad (\text{A.10})$$

$$\alpha = \text{atan}\left(\frac{Y}{X}\right) \quad (\text{A.11})$$

$$v_r = v_x \sin(\alpha) + v_y \cos(\alpha) \quad (\text{A.12})$$

Durch dieses Modell kann die kartesische Geschwindigkeit von Objekten, von denen bei einer reinen Radarmessung nur die radiale Geschwindigkeit bekannt ist, bestimmt werden. Dazu sind mehrere Messzyklen erforderlich.



B Chirp Sequenz-Radare zur Fußgängererkennung

Die in dieser Arbeit diskutierten Messergebnisse basieren auf MFSK-Radaren. Die gleichzeitige Messung der Entfernung und radialen Geschwindigkeit wird in diesem Fall jeweils durch eine Frequenz- und eine Phasenmessung durchgeführt. Der wesentliche Vorteil der MFSK-Sendesignale liegt in der Mehrzielfähigkeit und schnellen Messung. Eine Klassifikation der MFSK-Echosignale wurde durch eine Merkmalsberechnung durchgeführt. Anhand der Güte einzelner Merkmale und der Vertauschungsmatrix ist die Leistungsfähigkeit des Systems bestimmt worden.

Für die Messung und Klassifikation longitudinal und lateral bewegter Fahrzeuge, Fußgänger und statischer Objekte sind MFSK-Sendesignale prinzipiell geeignet. Allerdings können die Eigenschaften lateral bewegter Fahrzeuge durch das geringere SNR im Echosignal manchmal nicht vollständig dargestellt werden. Bei Fußgängern zeigen sich ebenfalls die Nachteile der Phasenmessungen, wodurch diese häufig geometrisch ausgedehnt erscheinen.

Aus diesen Gründen werden CS-Sendesignale zur Messung und Klassifikation von Fußgängern vorgeschlagen, welche eine genauere Entfernungs- und Azimutmessung bei weiterhin hohen Auflösungen ermöglichen, Abbildung B.1.

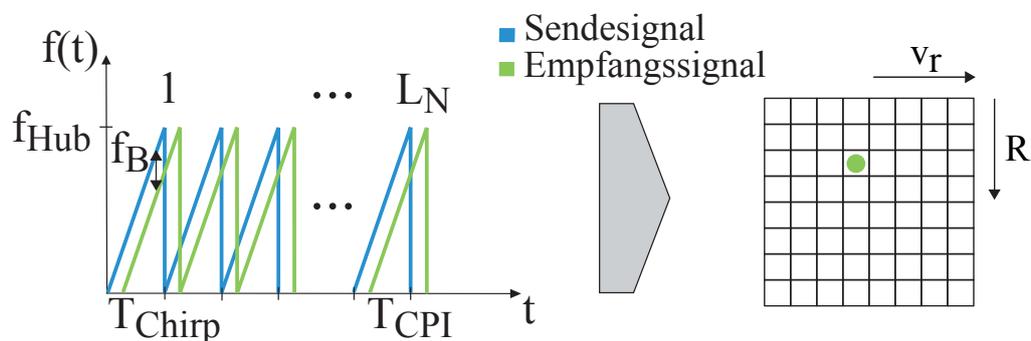


Abbildung B.1: Chirp Sequenz.

Bei diesen Sendesignalen tritt der Entfernungsmessfehler weniger stark auf, da das Verfahren die Zielparameter durch zwei getrennte Frequenzmessungen schätzt. Die geometrischen Längen können daher sehr genau gemessen werden. Zusätzlich muss nicht zwischen verschiedenen Signalformen, wie MFSK oder FSK in der Sendeabfolge unterschieden werden, um Merkmale zu extrahieren. Die Merkmale lassen sich direkt aus der Range-Doppler-Matrix berechnen.

Ein CS-Radarsystem wird für den Fall von longitudinal und lateral bewegten Fußgängern simuliert. In dieser Waveform wird eine Chirplänge von $T_{\text{Chirp}} = 256 \mu\text{s}$ und eine Sequenz von 256 aufeinanderfolgenden Chirps eingestellt. Dadurch ergibt sich eine Messdauer von $T_{\text{CPI}} = 65 \text{ ms}$ und eine Auflösung von $\Delta v_r = 0,1 \text{ m/s}$. Bei einer Bandbreite von maximal 200 MHz wird die Entfernungsauflösung zu $\Delta R = 0,75 \text{ m}$ bestimmt, Parameter Tabelle B.1. Die Entfernungsauflösung bleibt damit gleich, die resultierende Geschwindigkeitsauflösung ist etwas besser, aber vergleichbar mit denen des MFSK-Radarsensors. Allerdings ist die Varianz in der Parameterschätzung geringer.

Trägerfrequenz	f_T	24 GHz
Chirpdauer	T_{Chirp}	256 μs
Messzyklus	T_{CPI}	65 ms
Entfernungsmessung	Eindeutigkeit R_{max}	180 m
	Auflösung ΔR	0,75 m
	Genauigkeit \hat{R}	$\pm 0,1 \text{ m}$
Geschwindigkeitsmessung	Eindeutigkeit $v_{r,\text{max}}$	$\pm 12 \text{ m/s}$
	Auflösung Δv_r	0,1 m/s
	Genauigkeit \hat{v}_r	$< 0,1 \text{ m/s}$
Azimutwinkelmessung	Eindeutigkeit α_{max}	$\pm 35^\circ$
	Auflösung $\Delta \alpha$	-
	Genauigkeit $\hat{\alpha}$	1°

Tabelle B.1: Parameter eines 24 GHz CS-Radarsensors.

Dieser CS-Sensor wird ebenfalls zur Zieldetektion, zur Signalklassifikation und zur vergleichenden Messung eingesetzt.

B.1 Simulation (longitudinal)

Mit den genannten Parametern ist ein CS-Sendesignal generiert und ein Fußgänger in einer longitudinalen Situation simuliert worden. Die Range-Doppler-Matrix eines

Fußgängers unter einem Azimutwinkel von $\alpha = 0^\circ$ ist in Abbildung B.2 dargestellt. Es zeigt sich ein punktförmiges geometrisches Entfernungprofil und ein ausgedehntes kinematisches Dopplerprofil, die das Modell verifizieren.

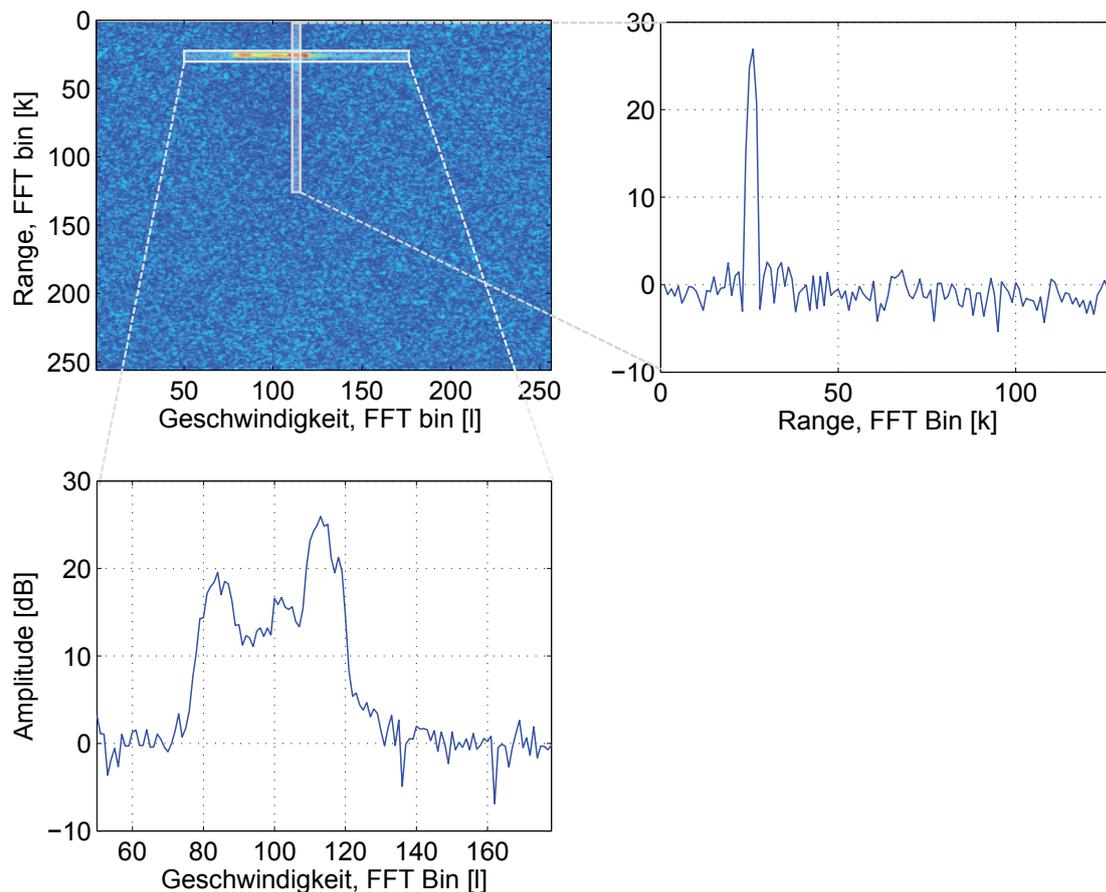


Abbildung B.2: Spektren für einen longitudinal laufenden Fußgänger.

Nach der Detektion sind die Objektparameter berechnet worden. Die Ziellisten für die Entfernungsmessungen, die radialen Geschwindigkeiten und die Azimutwinkel eines auf den Radarsensor zulaufenden Fußgängers sind in Abbildung B.3 dargestellt. Im direkten Vergleich zum MFSK-Sendesignal ist die Qualität der Entfernungsmessung deutlich besser. Es wird eine punktförmige geometrische Länge und eine ausgedehnte kinematische Breite gemessen, die das Modell bestätigen.

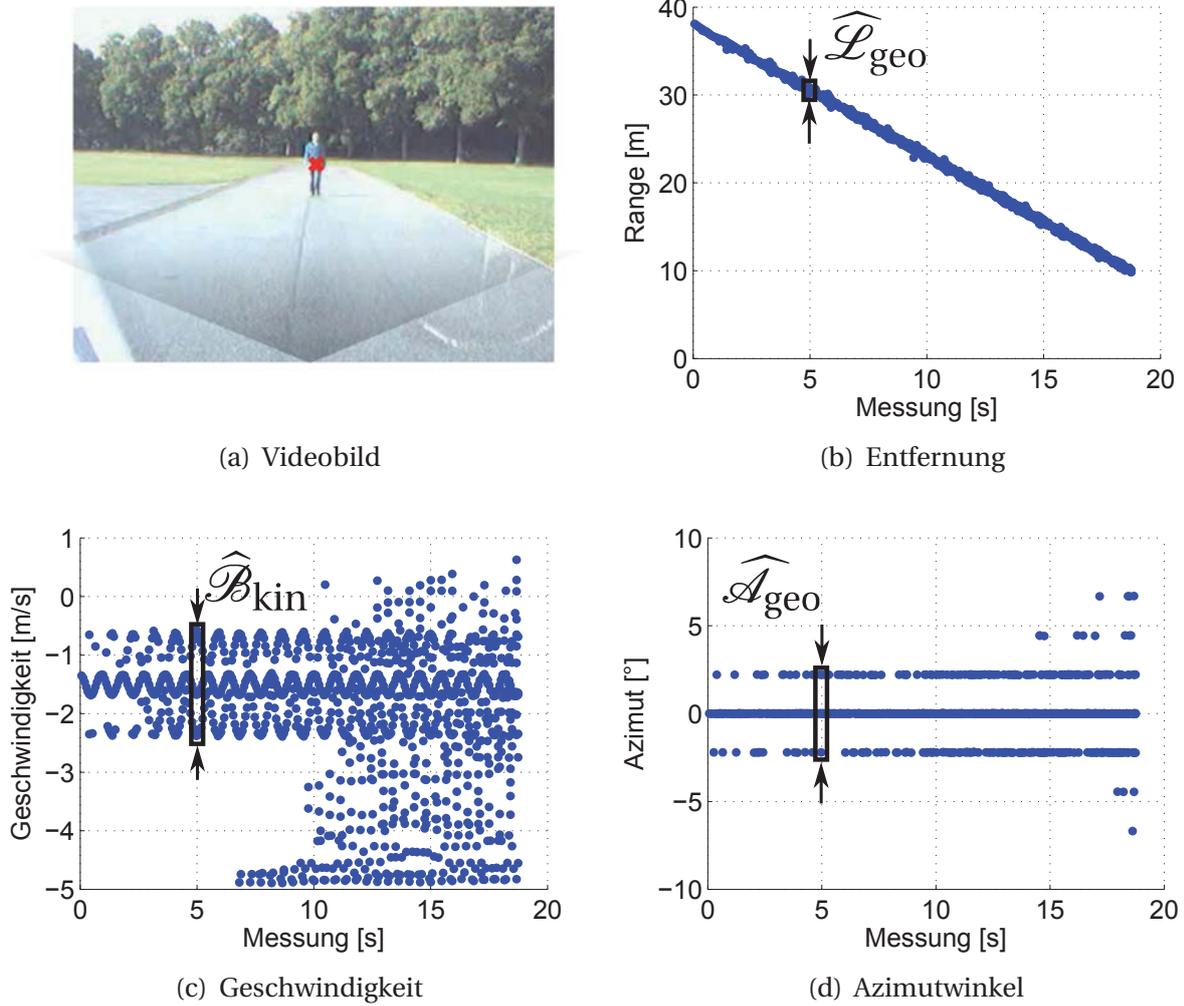


Abbildung B.3: Ergebnisse für einen longitudinal laufenden Fußgänger.

B.2 Simulation (lateral)

In einer zweiten Simulation wird ein sich lateral bewegendender Fußgänger unter einem Azimutwinkel von $\alpha = 25^\circ$ in Abbildung B.4 veranschaulicht. Es lässt sich ein geringes ausgedehntes kinematisches Dopplerprofil und ein punktförmiges geometrisches Entfernungprofil im Spektrum messen, welche das Modell ebenfalls verifizieren.

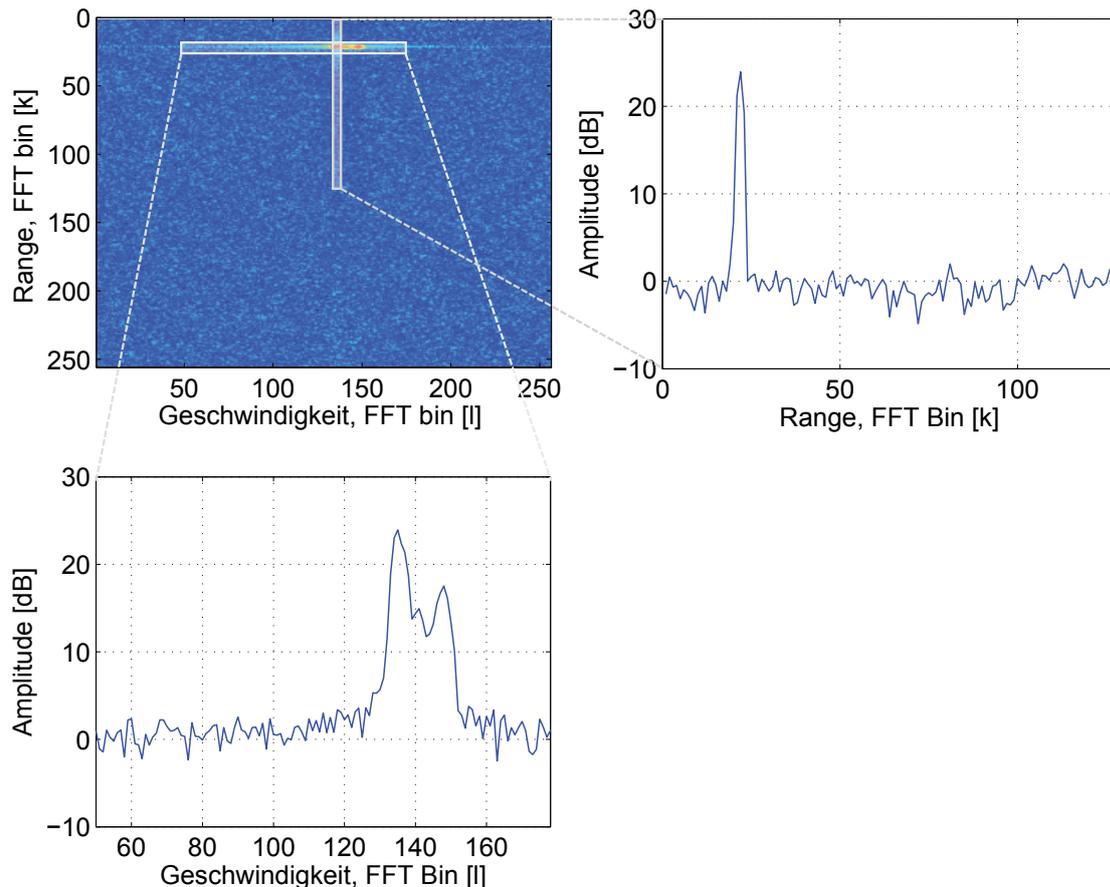


Abbildung B.4: Spektren für einen lateral laufenden Fußgänger.

Die aus der Situation und Messung resultierenden Ziellisten werden in Abbildung B.5 dargestellt. Es wird eine punktförmige geometrische Länge berechnet. Die kinematische Breite ist abhängig vom Azimutwinkel, unter dem der Fußgänger gemessen wird. Die Messergebnisse sind von höherer Qualität als die des MFSK-Sensors, da nur Frequenzmessungen verwendet werden. Dies wird besonders bei den Entfernungsmessungen deutlich.

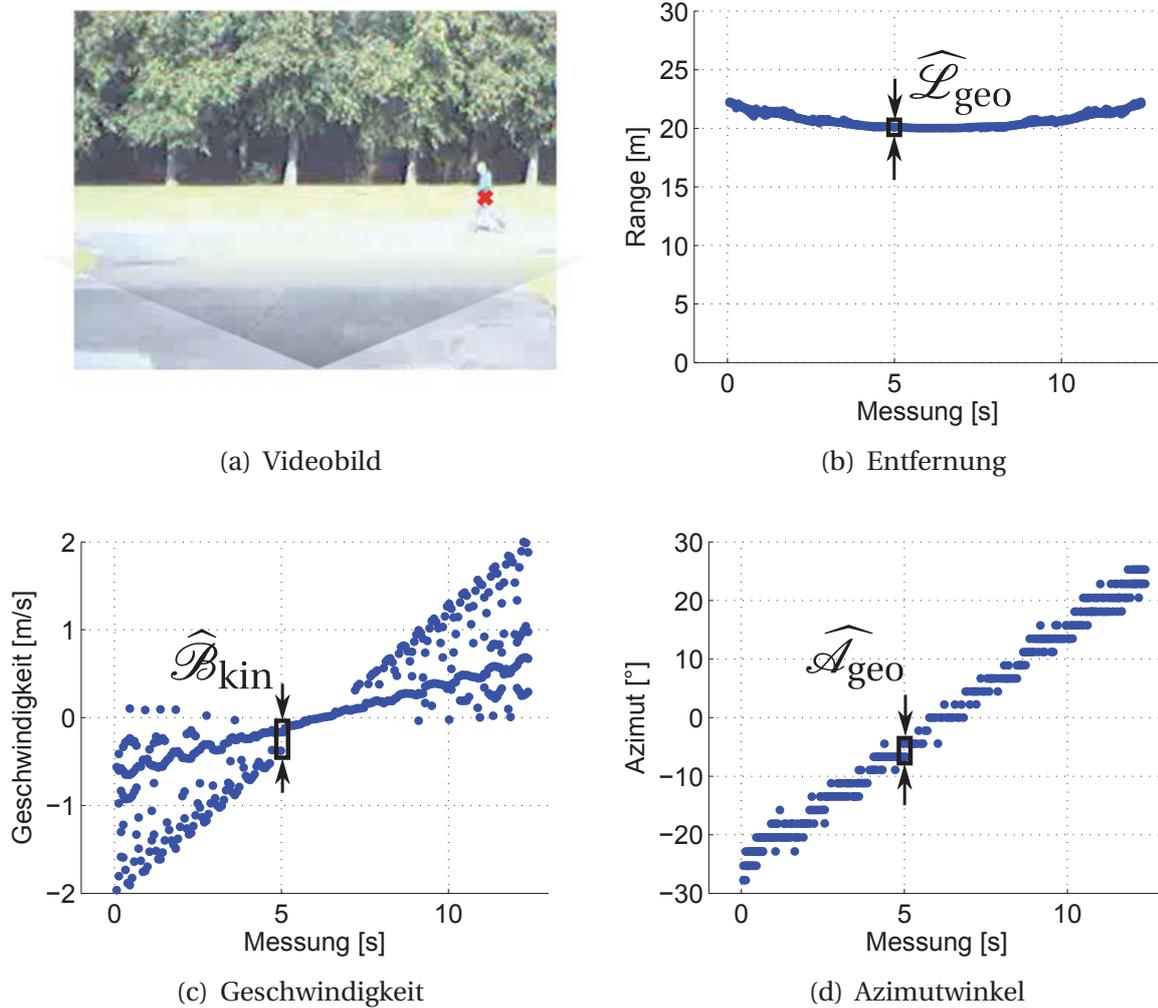


Abbildung B.5: Ergebnisse für einen lateral laufenden Fußgänger.

Zuvor wurde gezeigt, dass die Simulationen des MFSK-Sensors mit den MFSK-Messungen übereinstimmen. Es wird daher angenommen, dass sich die auf den CS-Sendesignalen basierenden Simulationen ebenfalls mit Messungen von CS-Sensoren decken. Diese Sendesignale werden in der zukünftigen Generation von Radarsensoren für die Automobilindustrie verwendet. Sie ermöglichen die genauere Messung von geometrischen Längen.

B.3 Signalmerkmale

Die kinematische Breite und geometrische Länge im Echosignal werden durch die Signalmerkmale **Dopplerprofil** und **Entfernungsprofil** beschrieben. Bei Chirp Sequenzen ist nach jeder Messung eine Range-Doppler-Matrix vorhanden aus welcher die Signalmerkmale direkt berechnet werden können. Eine Unterscheidung zwischen den Echosignalen, wie bei MFSK, ist hier nicht notwendig.

Alle genannten Dopplerprofil-Merkmale lassen sich sowohl durch Detektion (wie bei MFSK Up- und Downchirps), durch eine Schwelle als auch durch eine Funktionsapproximation berechnen, vgl. Kapitel 5.1. Dazu wird zunächst eine Detektion durchgeführt, um die Merkmale aus der lokalen Umgebung des Maximums in Richtung der Geschwindigkeit zu berechnen.

Vergleichend ist ein Dopplerspektrum aus der Range-Doppler-Matrix (vgl. Abbildung B.2) eines CS-Echosignals für einen Fußgänger und ein Fahrzeug dargestellt, Abbildung B.6. Da eine reine Geschwindigkeitsmessung vorhanden ist, werden alle drei Merkmale direkt aus dem Dopplerspektrum berechnet.

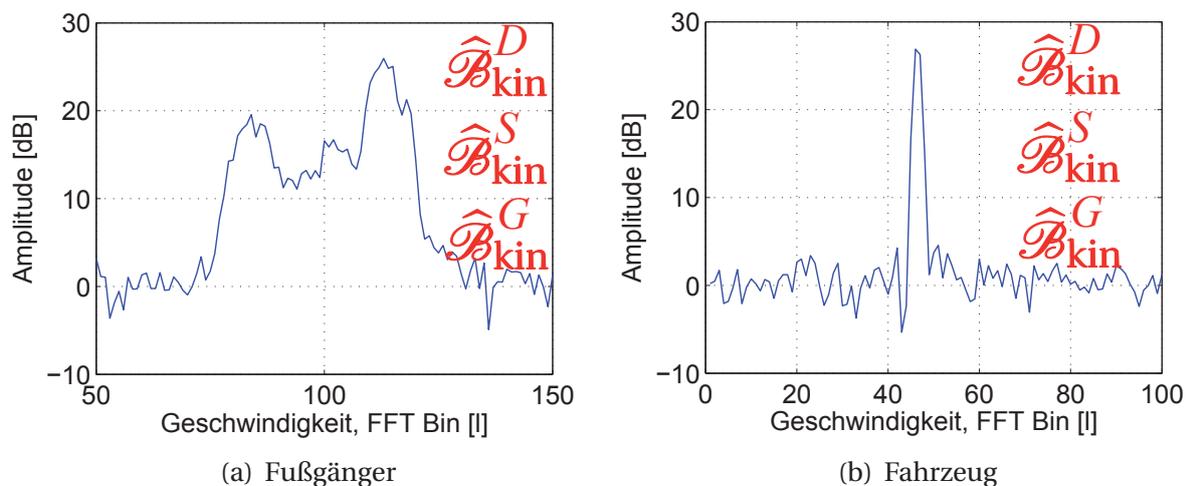


Abbildung B.6: CS-Dopplerprofil eines Fußgängers und eines Fahrzeugs.

Die geometrische Länge lässt sich durch Detektion und Assoziation der Entfernungsparameter R bestimmen. Diese Berechnung entspricht dem Vorgang wie bei einem MFSK-Signal, vgl. Kapitel 5.2. Das Ergebnis ist das Merkmal $\hat{\mathcal{L}}_{\text{geo}}^D$ in der Einheit m.

Da Chirp Sequenzen eine voneinander unabhängige Entfernungs- und Geschwindigkeitsmessung ermöglichen, lässt sich die geometrische Länge ebenfalls direkt aus dem Echosignal berechnen. Bei der Betrachtung der einzelnen sehr kurzen Chirps ist

der Einfluss durch die Dopplerfrequenz gering und kann vernachlässigt werden. Aus diesem Grunde spiegelt sich in der Frequenz eine reine Entfernung wider, wodurch nach jedem einzelnen Chirp eine Merkmalsextraktion im Entfernungsprofil möglich ist.

Die Berechnung der geometrischen Länge aus dem Entfernungsprofil wird analog zum Dopplerprofil mithilfe einer Schwelle bestimmt und durch das Merkmal $\widehat{\mathcal{L}}_{\text{geo}}^S$ beschrieben. Das Merkmal wird durch die Anzahl der Frequenzbins k_R und die Entfernungsauflösung ΔR berechnet, Gleichung (B.1).

$$\widehat{\mathcal{L}}_{\text{geo}}^S = k_R \cdot \Delta R \quad (\text{B.1})$$

Auch die Gauss-Funktionsapproximation kann für die Berechnung des Entfernungsprofils angewendet werden, da dieses keine oder nur sehr geringe Geschwindigkeitsanteile aufweist. In diesem Fall ist ebenfalls die Standardabweichung der geschätzten Funktion ein Indikator für die geometrische Länge in Entfernung, Gleichung (B.2).

$$\widehat{\mathcal{L}}_{\text{geo}}^G = \sigma \quad (\text{B.2})$$

In Abbildung B.7 wird der Zusammenhang verdeutlicht. Aus der Range-Doppler-Matrix eines CS-Echosignals (vgl. Abbildung B.3) ist das Entfernungsprofil dargestellt. Bei einem Fußgänger wird eine punktförmige geometrische Länge gemessen. Im Falle eines Fahrzeugs wird eine ausgedehnte geometrische Länge extrahiert. Dies wird durch die Merkmale $\widehat{\mathcal{L}}_{\text{geo}}^D$, $\widehat{\mathcal{L}}_{\text{geo}}^S$ und $\widehat{\mathcal{L}}_{\text{geo}}^G$ beschrieben.

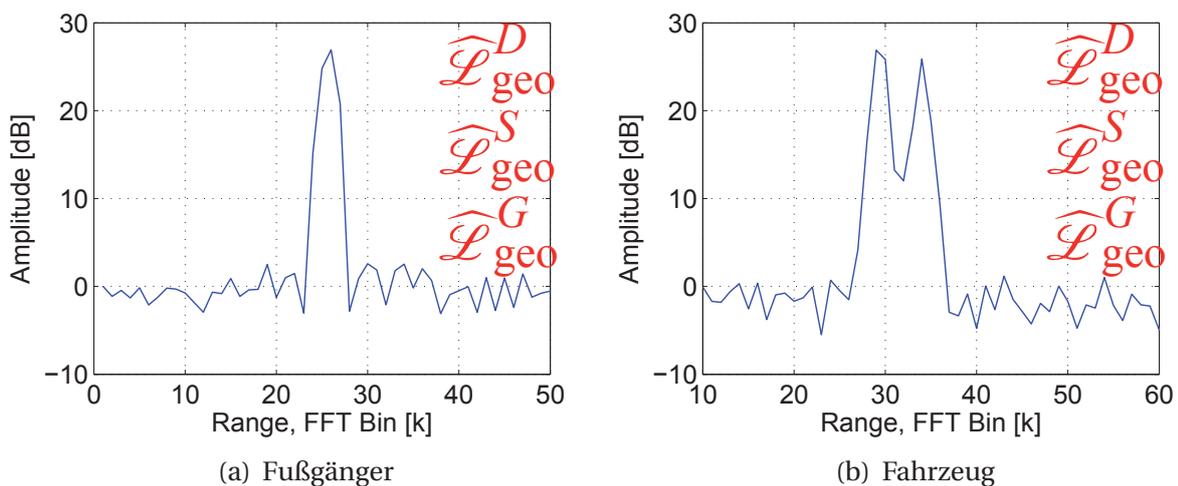


Abbildung B.7: CS-Entfernungsprofil eines Fußgängers und eines Fahrzeugs.

Symbolverzeichnis

α	Azimutwinkel
β	Bewegungsrichtung
$\Delta\alpha$	Azimutwinkelauflösung
$\Delta\varphi$	Phasendifferenz
Δf_D	Dopplerfrequenzauflösung
ΔR	Entfernungsauflösung
ΔT	Tracking, Zeit zwischen zwei Messwerten
Δv_r	Geschwindigkeitsauflösung
κ	Konditionszahl
λ	Wellenlänge
D	Datensatz aus extrahierten Merkmalen verschiedener Messzyklen
F	Tracking, Systemmatrix
H	Tracking, Messmatrix
K	Kalman Verstärkung
M	Matrix zur Berechnung der lateralen Geschwindigkeit
Q	Tracking, Korrelationsmatrix des Prozessrauschens
R	Tracking, Korrelationsmatrix des Messrauschens
S	Tracking, Innovations-Kovarianz



\mathbf{X}_{test}	Test-Merkmalvektor mehrerer Messzyklen, Dimension ($i \times N$)
$\mathbf{X}_{\text{train}}$	Trainings-Merkmalvektor mehrerer Messzyklen, Dimension ($i \times N$)
μ	Mittelwert
$\phi_{\text{ru}}, \phi_{\text{be}}, \phi_{\text{ar}}$	Bewegungsmodell Fußgänger, Phasen
σ	Standardabweichung
τ	Laufzeitverschiebung
φ_{α}	Phasenunterschied benachbarter Antennen
$\varphi_{A1}, \varphi_{A2}$	Phasen der Empfangssignale A1 und A2
\vec{c}	Tracking, Zustandsvektor
$\vec{d}(\vec{x})$	Polynomklassifikator, Trennfunktion
\vec{i}	Tracking, Innovation
\vec{K}'	Vektor mit geschätzten Klassen, Dimension ($1 \times N$)
\vec{n}	Tracking, mittelwertfreies, weißes Rauschen
\vec{p}_n	Tracking, mittelwertfreies Prozessrauschen
\vec{v}	Vektor mit kartesischen Geschwindigkeitskomponenten, Dimension (2×1)
\vec{v}_r	Vektor mit radialen Geschwindigkeiten, Dimension ($J \times 1$)
\vec{w}	Support-Vektor-Maschine, Normalenvektor
\vec{x}	Merkmalvektor, Dimension ($i \times 1$)
\vec{x}_m	Merkmalvektor aus mehreren Messzyklen, Dimension ($i \times 1$)
\vec{x}_s	Merkmalvektor aus einem Messzyklus, Dimension ($i \times 1$)
\vec{x}_{test}	Test-Merkmalvektor, Dimension ($i \times 1$)
\vec{x}_{train}	Trainings-Merkmalvektor, Dimension ($i \times 1$)
\vec{z}	Tracking, Messvektor

$\hat{\alpha}$	Azimutwinkelgenauigkeit
$\hat{\mathcal{A}}_{\text{geo}}$	gemessene geometrische Länge im Azimutprofil
$\hat{\mathcal{B}}_{\text{kin}}$	gemessene kinematische Breite im Dopplerprofil
$\hat{\mathcal{L}}_{\text{geo}}$	gemessene geometrische Länge im Entfernungsprofil
\hat{R}	Entfernungsgenauigkeit
\hat{v}_r	Geschwindigkeitsgenauigkeit
a	Bewegungsmodell Fußgänger, Beschleunigung
b	Support-Vektor-Maschine, Bias
b_1, b_2	Tracking, Parameter
$b_{\text{ru}}, b_{\text{be}}, b_{\text{ar}}$	Bewegungsmodell Fußgänger, Amplitudenparameter
c	Lichtgeschwindigkeit
CAI	Flächenindex (common area index)
d_{RX}	Geometrischer Abstand zwischen zwei Empfangsantennen
f_{A1}, f_{A2}	Trägerfrequenzen eines FSK-Sendesignals
f_a	Abtastrate
$f_B, f_{B1}, f_{B2}, f_{B3}$	Frequenzverschiebung des Empfangs- zum Sendesignal
$f_D, f_{D,A1}, f_{D,A2}$	Doppler Frequenzverschiebung
f_l, f_r	Frequenzen links und rechts einer Detektion zur Breitenschätzung
$f_{\text{ru}}, f_{\text{be}}, f_{\text{ar}}$	Bewegungsmodell Fußgänger, Frequenzen
f_R	Empfangsfrequenz
f_{Shift}	Frequenzabstand bei einem FSK-Sendesignal, bzw. LFMSK-Sendesignal
f_T	Sendefrequenz
f_τ	Frequenzverschiebung durch die Signallaufzeit



Symbolverzeichnis

f_{Hub}	Bandbreite
G_{R}	Gewinn der Empfangsantenne
G_{T}	Gewinn der Sendeantenne
i	Anzahl der Merkmale
J	Anzahl der Reflexionspunkte eines Objekts
k	Frequenz-Bin
K, K_u, K_v	Klassen
K'	Geschätzte Klasse
$k_{\text{R}}, k_{\text{D}}, k_{\alpha}$	Anzahl der Frequenz-Bins für die Berechnung der Ausdehnung in Entfernung, Geschwindigkeit, Azimut
k_{kNN}	Anzahl der Nachbarn des kNN-Klassifikators
L_N	Anzahl aufeinanderfolgender LFM CW-Chirps
N	Anzahl der Messungen
N_a	Anzahl der Abtastwerte
N_{R}	Rauschleistung
N_w	Winkelzahl
N_{RX}	Anzahl der Empfangsantennen
$p(\vec{x})$	Auftrittswahrscheinlichkeit
$P(K_u)$	Klassenwahrscheinlichkeit
$P_{\text{r1}}, P_{\text{r2}}; \dots; P_{\text{r5}}$	Empfangspulse
P_{R}	Empfangsleistung
$P_{\text{s1}}, P_{\text{s2}}$	Sendepulse
P_{T}	Sendeleistung
PRF	Pulswiederholfrequenz

Q_v	Tracking, Komponente in der Matrix \mathbf{Q}
R	radiale Entfernung
R_{maximal}	Maximale Entfernung eines Objektes in der Range-Doppler-Matrix
R_{max}	Entfernungseindeutigkeit
R_{minimal}	Minimale Entfernung eines Objektes in der Range-Doppler-Matrix
RCS	Rückstreukoeffizient
s	Schwellwert
S_1, S_2	Komplexwertiges Empfangssignal an Antenne 1 und Antenne 2
SNR	Signal-zu-Rauschverhältnis
T	Messdauer
t	Zeit
T_p	Dauer des Sendepulses
T_r	Pulswiederholzeit
T_{Buffer}	Größe des Messwertspeichers
T_B	Dauer eines Burst-Signals
T_{Chirp}	Dauer eines Chirp-Signals
T_{CPI}	Messdauer eines Messzyklus
U	Anzahl der Klassen
v	Tatsächliche Geschwindigkeit
$v_{\text{arme}}(t)$	Bewegungsmodell Fußgänger, zeitabhängige Armgeschwindigkeit
$v_{\text{beine}}(t)$	Bewegungsmodell Fußgänger, zeitabhängige Beingeschwindigkeit
$v_{\text{ego,vehicle}}$	Geschwindigkeit des eigenen Fahrzeugs
v_{maximal}	Maximale radiale Geschwindigkeit eines Objektes in der Range-Doppler-Matrix



Symbolverzeichnis

v_{minimal}	Minimale radiale Geschwindigkeit eines Objektes in der Range-Doppler-Matrix
$v_{r,\text{max}}$	Geschwindigkeitseindeutigkeit
$v_{\text{rumpf}}(t)$	Bewegungsmodell Fußgänger, zeitabhängige Rumpfgeschwindigkeit
v_r	Radiale Geschwindigkeit
v_r^c	Kompensierte radiale Geschwindigkeit
v_t	Tangentiale Geschwindigkeit
v_x	Geschwindigkeit in x-Richtung
v_y	Geschwindigkeit in y-Richtung
v_0	Bewegungsmodell Fußgänger, Anfangsgeschwindigkeit
A_{geo}	geometrische Länge in Azimut
B_{kin}	kinematische Breite
B_{kin}^D	Merkmal, kinematische Breite (Detektion)
B_{kin}^G	Merkmal, kinematische Breite (Funktionsapproximation)
B_{kin}^S	Merkmal, kinematische Breite (Schwelle)
L_{geo}	geometrische Länge in Entfernung
L_{geo}^D	Merkmal, geometrische Länge (Detektion)
L_{geo}^G	Merkmal, geometrische Länge (Funktionsapproximation)
L_{geo}^S	Merkmal, geometrische Länge (Schwelle)

Literaturverzeichnis

- [Bec12] BECKER, Paula: *Messung der Fahrzeugseigengeschwindigkeit mit einem Radarsensor*. Bachelorarbeit (Betreuer: Steffen Heuel), Technische Universität Hamburg-Harburg, 2012
- [BGV92] BOSER, Bernhard E. ; GUYON, Isabelle M. ; VAPNIK, Vladimir N.: A training algorithm for optimal margin classifiers. In: *Proceedings of the fifth annual workshop on Computational learning theory*. New York, NY, USA : ACM Press, 1992. – ISBN 0–89791–497–X, S. 144–152
- [Bro02] BROOKNER, Eli: *Tracking and Kalman Filtering Made Easy*. John Wiley & Sons, Inc., 2002. – ISBN 9780471224198
- [Bro10] BROCKMANN, Katja: *Der Armschwung beim Gehen*. Dissertation, Christian-Albrechts-Universität zu Kiel, 2010
- [BRR08] BÖHNING, Markus ; RITTER, Henning ; RÖHLING, Hermann: Data association procedures for lateral velocity estimation. In: *Proceedings, International Radar Symposium*, 2008, S. 1–4
- [BSLK01] BAR-SHALOM, Yaakov ; LI, X. R. ; KIRUBARAJAN, Thiagalingam: *Estimation with Applications to Tracking and Navigation*. John Wiley & Sons, 2001. – ISBN 047141655X
- [BSMM00] BRONSTEIN, Ilja N. ; SEMENDJAJEW, Konstantin A. ; MUSIOL, Gerhard ; MÜHLIG, Heiner: *Taschenbuch der Mathematik*. Verlag Harry Deutsch, 2000. – ISBN 3817120052
- [Bum00] BUMANN, M.: Biomechanik des Ganges und Messmethoden der Ganganalyse. In: *System*, 2000, S. 174–188

- [DHS07] DUDA, Richard O. ; HART, Peter E. ; STORK, David G.: Pattern Classification. In: *Journal of Classification* 24 (2007), Sep., Nr. 2, S. 305–307. – ISSN 0176–4268
- [Eur04] EUROPÄISCHES PARLAMENT ; EUROPÄISCHEN PARLAMENTS UND DES RATES (Hrsg.): *Richtlinie 2003/102/EG verabschiedet im Mitentscheidungsverfahren COD/2003/0033, Amtsblatt L* 31. Feb. 2004
- [Eur10a] EUROPEAN COMMISSION: *Towards a European road safety area: Policy orientations on road safety 2011-2020*. http://ec.europa.eu/transport/road_safety/pdf/com_20072010_en.pdf. Version: Juli 2010, Abruf: 19. Oktober. 2012
- [Eur10b] EUROPEAN COMMISSION: *Community database on accidents on the roads in Europe*. ec.europa.eu/transport/road_safety/specialist/statistics/care_reports_graphics/index_en.htm. Version: 2010, Abruf: 18. Juni. 2012
- [Eur12a] EURO NCAP: *Pedestrian Testing Protocol*. <http://www.euroncap.com>. Version: 6.1, Juli 2012, Abruf: 23. Oktober. 2012
- [Eur12b] EUROPEAN COMMISSION: *Community database on accidents on the roads in Europe, Road Safety Evolution in the EU*. http://ec.europa.eu/transport/road_safety/pdf/statistics/dacota/bfs2011_dacota-intras-pedestrians.pdf. Version: Juni 2012, Abruf: 19. Juni. 2012
- [Eur12c] EUROPEAN COMMISSION: *Community database on accidents on the roads in Europe, Road Safety Evolution in the EU*. http://ec.europa.eu/transport/road_safety/pdf/statistics/2010_user_graph.pdf. Version: Juni 2012, Abruf: 18. Juni. 2012
- [FC70] FINLEY, F. R. ; CODY, K. A.: Locomotive characteristics of urban pedestrians. In: *Arch Phys Med Rehabil*, 1970, S. 51(7):423–6
- [FDW02] FÜRSTENBERG, Kay C. ; DIETMAYER, Klaus C. J. ; WILLHOEFT, Volker: Pedestrian recognition in urban traffic using a vehicle based multilayer laserscanner. In: *IEEE Proceedings, Intelligent Vehicle Symposium* Bd. 1, 2002, S. 31–35
- [FGMF97] FEO, M. de ; GRAZIANO, A. ; MIGLIOLI, R. ; FARINA, Alfonso: IMMJPDA versus MHT and Kalman filter with NN correlation: performance comparison. In: *IEE Proceedings on Radar, Sonar and Navigation* Bd. 144, 1997, S. 49–56

- [For03] FORMAN, George: An extensive empirical study of feature selection metrics for text classification. In: *Journal of Machine Learning Research* 3 (2003), März, S. 1289–1305. – ISSN 1532–4435
- [Für05] FÜRSTENBERG, Kay C.: Pedestrian protection using laserscanners. In: *IEEE Proceedings, Intelligent Transportation Systems*, 2005, S. 437–442
- [GID11] GIDAS: *German In-Depth Accident Study*. www.gidas.org. Version: 2011, Abruf: 17. Juni. 2012
- [GN06] GÖTZ-NEUMANN, K.: *Gehen verstehen, Ganganalyse in der Physiotherapie*. Stuttgart, Deutschland : Georg Thieme Verlag, 2006. – ISBN 313132371X
- [HL02] HSU, Chih-Wei ; LIN, Chih-Jen: A comparison of methods for multiclass support vector machines. In: *Neural Networks, IEEE Transactions on* 13 (2002), März, Nr. 2, S. 415–425. – ISSN 1045–9227
- [HMS04] HERING, Ekbert ; MARTIN, Rolf ; STOHRER, Martin: *Physik für Ingenieure*. 9. Auflage. Deutschland : Springer Berlin Heidelberg, 2004. – ISBN 3540210369
- [JZ97] JAIN, Anil ; ZONGKER, Douglas: Feature selection: evaluation, application, and small sample performance. In: *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 19 (1997), Feb., Nr. 2, S. 153–158. – ISSN 0162–8828
- [Kal60] KALMAN, Rudolph E.: A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems. In: *Transactions of the ASME-Journal of Basic Engineering* 82 (1960), Nr. D, S. 35–45
- [KJ97] KOHAVI, Ron ; JOHN, George H.: Wrappers for feature subset selection. In: *Artificial Intelligence* 97 (1997), S. 273–324. – ISSN 0004–3702
- [KK82] KANAL, Laveen N. ; KRISHNAIAH, Paruchuri R.: *Handbook Of Statistics 2: Classification, Pattern Recognition And Reduction Of Dimensionality*. 2. Amsterdam, Niederlande : Elsevier Science Pub., 1982. – ISBN 044486217X
- [LMDJ04] LINZMEIER, Dirk ; MEKHAIEL, Moheb ; DICKMANN, Jürgen ; J., Dietmayer Klaus C.: Pedestrian detection with thermopiles using an occupancy grid. In: *IEEE Proceedings, Intelligent Transportation Systems*, 2004, S. 1063–1068



- [Lud02] LUDLOFF, Albrecht K.: *Praxiswissen Radar und Radarsignalverarbeitung*. 3. Auflage. Vieweg Verlag, 2002. – ISBN 352826568X
- [MB01] MILCH, Stefan ; BEHRENS, Marc: Pedestrian Detection with Radar and Computer Vision. In: *Progress in Automobile Lighting, Proceedings of the Symposium*. München, Deutschland : Herbert Utz Verlag, 2001
- [Mei01] MEINECKE, Marc-Michael: *Zum optimierten Sendesignalentswurf für Automobilradare*. Technische Universität Hamburg-Harburg, Dissertation, Shaker Verlag, 2001. – ISBN 9783826592232
- [Men99] MENDE, Ralph: *Radarsysteme zur automatischen Abstandsregelung in Automobilen*. Technische Universität Braunschweig, Dissertation, Shaker Verlag, 1999. – ISBN 3826566459
- [MG06] MUNDER, Stefan ; GAVRILA, Dariu M.: An Experimental Study on Pedestrian Classification. In: *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 28 (2006), Nov., Nr. 11, S. 1863–1868. – ISSN 0162–8828
- [Mit99] MITCHELL, Tom M.: Machine learning and data mining. In: *Commun of the ACM* 42 (1999), Nov., Nr. 11, S. 30–36. – ISSN 0001–0782
- [MR00] MEINECKE, Marc-Michael ; ROHLING, Hermann: Combination of FSK and LFMCW Modulation Principles for Automotive Radars. In: *Proceedings of German Radar Symposium*, 2000
- [Nie83] NIEMANN, Heinrich: *Klassifikation von Mustern*. Springer, 1983. – ISBN 3540126422
- [Pee98] PEEBLES, P.Z.: *Radar Principles*. John Wiley & Sons, 1998 (A Wiley-Interscience publication). – ISBN 9780471252054
- [Rat10] RATHJEN, Christian: *Mehrziel-Tracking in 24 GHz Automobilradaren*. Studienarbeit (Betreuer: Steffen Heuel), Technische Universität Hamburg-Harburg, 2010
- [RFR07] ROHLING, Hermann ; FÖLSTER, Florian ; RITTER, Henning: Lateral velocity estimation for automotive radar applications. In: *IET International Conference on Radar Systems*, 2007, S. 1–4

- [Roh83] ROHLING, Hermann: Radar CFAR Thresholding in Clutter and Multiple Target Situations. In: *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1983, S. 608–621
- [Sch96] SCHÜRMAN, Jürgen: *Pattern classification: a unified view of statistical and neural approaches*. New York, NY, USA : John Wiley & Sons, Inc., 1996. – ISBN 0–471–13534–8
- [SL05] SKUTEK, Michael ; LINZMEIER, Dirk: Fusion von Sensordaten am Beispiel von Sicherheitsanwendungen in der Automobiltechnik. In: *Automatisierungstechnik* 53 (2005), S. 295–305
- [Sma11] SMART MICROWAVE SENSORS GMBH: *Technical Information Sheet: ACC and S&G Technical Information*. www.smartmicro.de. Version: Jan. 2011, Abruf: 17. Juni. 2012
- [Sma12] SMART MICROWAVE SENSORS GMBH: *Blind Spot Detection Function Description*. www.smartmicro.de/images/stories/contentimage/automotive/BlindSpotDetectionFunctionDescription.pdf. Version: 2012, Abruf: 17. Juni. 2012
- [Sta11] STATISTISCHES BUNDESAMT ; DEUTSCHES STATISTISCHES BUNDESAMT FÜR VERKEHR (Hrsg.): *Verkehrsunfälle 2010*. www.destatis.de. Version: 2011, Abruf: 23. Oktober. 2012
- [Vap99] VAPNIK, Vladimir N.: *The Nature of Statistical Learning Theory*. 2nd Edition. Springer Verlag, 1999. – ISBN 9780387987804
- [Web02] WEBB, Andrew R.: *Statistical Pattern Recognition*. 2nd Edition. John Wiley & Sons, 2002. – ISBN 0470845147
- [WHW09] WINNER, Hermann ; HAKULI, Stephan ; WOLF, Gabriele: *Handbuch Fahrerassistenzsysteme: Grundlagen, Komponenten und Systeme für aktive Sicherheit und Komfort*. Vieweg + Teubner, 2009. – ISBN 9783834802873
- [WW98] WESTON, Jason ; WATKINS, Chris: *Technical Report CSD-TR-98-04: Multi-class Support Vector Machines*. Department of Computer Science, Royal Holloway, University of London, 1998



Lebenslauf

Name	Steffen Heuel
Geburtsdatum	22.05.1984
Geburtsort, -land	Attendorn, Deutschland
08.1991 - 07.1994	Franziskus-Grundschule in Lennestadt-Meggen
08.1994 - 06.2004	Gymnasium der Stadt Lennestadt
10.2004 - 07.2009	Studium der Elektrotechnik an der Universität Siegen Abschluss: Diplom
06.2008 - 12.2008	Auslandsstudium an der University of Newcastle, Australien
03.2008 - 05.2008	Fachpraktikum bei NOKIA GmbH in Ulm
01.2009 - 07.2009	Diplomarbeit bei Rohde & Schwarz GmbH & Co. KG in München
08.2009 - 07.2013	Wissenschaftlicher Mitarbeiter am Institut für Nachricht- tenteknik der TU Hamburg-Harburg
ab 08.2013	Technologiemanager bei Rohde & Schwarz GmbH & Co. KG in München





