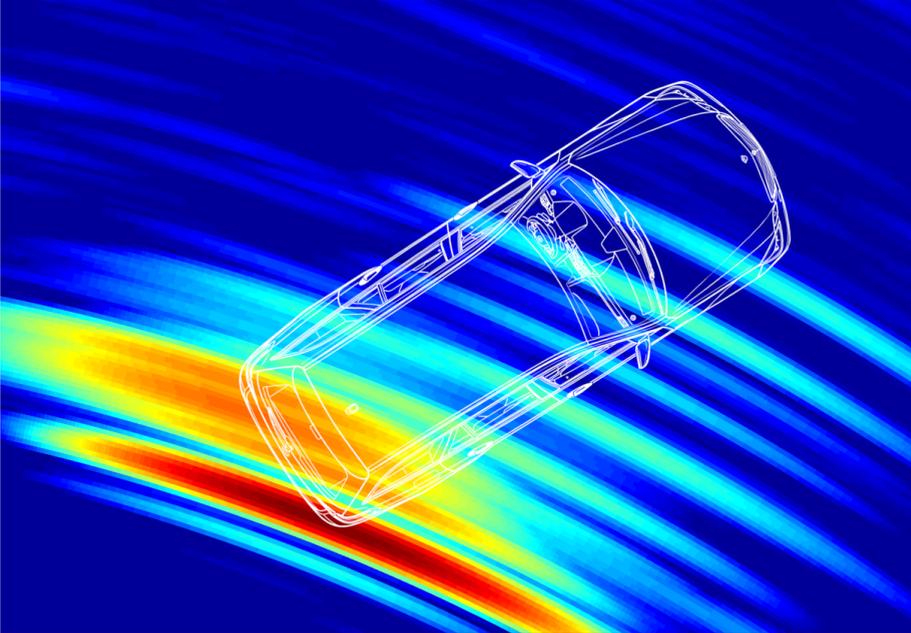




ulm university universität  
**uulm**



## Methoden zur Steigerung der Auflösung und Robustheit von Automobilradaren

Michael Barjenbruch

**Band 28**

Schriftenreihe des Instituts für Mess-, Regel- und Mikrotechnik



Michael Barjenbruch

**Methoden zur Steigerung der Auflösung und Robustheit von  
Automobilradaren**

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

Herausgeber:  
Prof. Dr.-Ing. Klaus Dietmayer

Band 28

Michael Barjenbruch

# **Methoden zur Steigerung der Auflösung und Robustheit von Automobilradaren**

## **Bibliografische Information der Deutschen Nationalbibliothek**

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

Dissertation, Universität Ulm,  
Fakultät für Ingenieurwissenschaften, Informatik und Psychologie, 2019

## **Impressum**

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

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

Diese Veröffentlichung ist im Internet auf dem Open Access Repositorium der Universität Ulm (<https://oparu.uni-ulm.de>) verfügbar und dort unter der Lizenz "Standard" publiziert. Details zur Lizenz sind unter <http://www.uni-ulm.de/index.php?id=50392> zu finden.

Institut für Mess-, Regel- und Mikrotechnik der Universität Ulm 2019  
Print on Demand

ISBN 978-3-941543-42-3

e-ISBN 978-3-941543-43-0



# **Methoden zur Steigerung der Auflösung und Robustheit von Automobilradaren**

## **DISSERTATION**

zur Erlangung des akademischen Grades eines

## **DOKTOR-INGENIEURS**

(Dr.-Ing.)

der Fakultät für Ingenieurwissenschaften, Informatik  
und Psychologie der Universität Ulm

von

**Michael Barjenbruch  
aus Hannover**

Gutachter: Prof. Dr.-Ing. Klaus Dietmayer  
Prof. Dr.-Ing. Thomas Walter  
Amtierender Dekan: Prof. Dr.-Ing. Maurits Ortmanns

Ulm, 24.05.2019



# Vorwort

Diese Dissertation entstand während meiner Tätigkeit als wissenschaftlicher Mitarbeiter am Institut für Mess-, Regel- und Mikrotechnik der Universität Ulm in Kooperation mit der Daimler AG. Dabei gab es eine Vielzahl an Personen, die diese Arbeit unterstützt oder gar erst ermöglicht haben. Daher möchte ich ihnen an dieser Stelle meinen Dank aussprechen.

Herzlich bedanken möchte ich mich bei Herrn Prof. Dr.-Ing. Klaus Dietmayer für die Betreuung dieser Arbeit und den damit verbundenen fachlichen Austausch. Herrn Prof. Dr.-Ing. Thomas Walter danke ich herzlich für das große Interesse an meiner Arbeit und die Übernahme des Zweitgutachtens.

Den ehemaligen Kolleginnen und Kollegen am Institut danke ich für die tolle Arbeitsatmosphäre und die gemeinsame Arbeit, welche mir viel Freude bereitet hat. Mein besonderer Dank gilt an dieser Stelle Dr. Dominik Kellner, Dr. Matthias Rapp, Franz Gritschneider und Dr. Markus Thom. Des Weiteren möchte ich mich ganz herzlich bei Claudia Fricke und Dr. Michael Buchholz für die Unterstützung bei administrativen Themen sowie bei Martin Nieß für die Unterstützung bei Versuchsaufbauten bedanken. Den Kolleginnen und Kollegen vom Institut für Mikrowellentechnik, insbesondere Fabian Roos, möchte ich für den wertvollen fachlichen Austausch und die Unterstützung durch die Bereitstellung von Messtechnik danken. Darüber hinaus danke ich den Kolleginnen und Kollegen der Daimler AG im Bereich der Radarentwicklung für die hervorragende Zusammenarbeit. Insbesondere danken möchte ich Dr. Jens Klappstein, Dr. Christoph Fischer, Klaudius Werber und Dr. Jürgen Dickmann.

Schließlich gilt mein ganz besonderer Dank meiner Frau Jana und meiner Familie für die Geduld und Unterstützung während der Ausarbeitung dieser Dissertation.

Ulm, im Mai 2019

*Michael Barjenbruch*



# Kurzfassung

Die Radarsensorik stellt aufgrund ihrer hohen Reichweite und Robustheit eine Schlüsseltechnologie für moderne Fahrerassistenzsysteme und automatisierte Fahrfunktionen dar. Dem gegenüber steht das begrenzte laterale Auflösungsvermögen der Radarsensorik als ein limitierender Faktor. Gleichzeitig sorgt eine immer größer werdende Marktdurchdringung von Assistenzsystemen für neue Herausforderungen bei der Interoperabilität und der Vermeidung von Störungen.

Ziel dieser Arbeit ist es, mittels Methoden der digitalen Signalverarbeitung die Auflösung und Robustheit von Automobilradaren zu steigern. Hierzu werden zunächst die radartechnischen Grundlagen beschrieben und ein Signalmodell für Radare mit *Chirp-Sequence*-Verfahren und Gruppenantenne aufgestellt. Darauf folgt eine vergleichende Untersuchung von hochauflösenden Detektionsalgorithmen. Dabei wird u. a. eine Erweiterung des Relax Algorithmus präsentiert, um eine speichereffiziente Implementierung bei gleichzeitig hoher Nebenläufigkeit zu ermöglichen. Außerdem wird auf den Aspekt der Kalibrierung eingegangen, weil eine gute Kalibrierung unabdingbar für eine gute Auflösung ist, da andernfalls Unschärfe bei den Detektionen auftritt. Hinsichtlich der Interoperabilität behandelt diese Arbeit das Thema der Stördetektion und -unterdrückung. Dabei wird untersucht, wie sich weitere Radarsensoren negativ auf das betrachtete System auswirken können. Schließlich folgt die Vorstellung eines neuartigen Verfahrens zur Stördetektion, welches auf Methoden der Mustererkennung beruht. Dadurch lassen sich Störungen wirksam unterbinden und die Maskierung von schwachen Zielen vermeiden. Dazu wird anhand eines Beispiels demonstriert, wie Störungen einzelne Detektionen maskieren können. Darüber hinaus werden Anwendungen für hochauflösende Radardaten vorgestellt. Zum einen wird demonstriert, welches Potential zur Konturbestimmung besteht, und weitere Aspekte diesbezüglich werden diskutiert. Zum anderen wird ein probabilistisches *Framework* vorgestellt, welches zur Eigenbewegungsbestimmung genutzt werden kann. Abschließend folgt ein Ausblick auf potentielle Zukunftsthemen im Bereich der automobilen Radarsensorik.



# Abstract

Radar sensors render a key technology for advanced driver assistance systems and automated driving due to their high range and robustness. However, the limiting factor for radar technology in automotive applications is the lateral resolution. Further the growing market penetration of driver assistance systems with radar sensors provides new challenges regarding interoperability and the avoidance of interference.

The goal of this work is to increase the resolution and robustness of automotive radar sensors by means of digital signal processing. Therefore the basic radar principles are explained first and a signal model for chirp sequence radars with array antennas is introduced. Then high resolution detection algorithms are investigated and compared to each other. As an additional benefit improvements are proposed such as a new implementation of the Relax algorithm, which allows high parallelism even with constraints on the amount of memory, that can be used. As an add-on to the detection algorithms the calibration is investigated, because this is an essential to achieve a good resolution. Regarding the interoperability the interference is investigated. It is shown how other radar sensors can negatively effect the considered radar system. To overcome this issue a novel method is proposed to detect interference with algorithms for pattern recognition. Based on this method the influence of the interfering signal can be suppressed and the masking of weak reflecting targets is avoided. By an example measurement is demonstrated, how interference can mask detections. Furthermore applications of high resolution radar data are presented. The high potential for object contour estimation is demonstrated. Further a probabilistic framework for ego motion estimation is derived. Finally an outlook to future reseach topics in the field of automotive radar is given.



# Inhaltsverzeichnis

<b>1</b>	<b>Einleitung</b>	<b>1</b>
1.1	Technik moderner Fahrerassistenzsysteme . . . . .	2
1.2	Gliederung dieser Arbeit . . . . .	3
<b>2</b>	<b>Radarsensorik für Automobilapplikationen</b>	<b>7</b>
2.1	Grundlagen . . . . .	7
2.1.1	Funktionsprinzip des Radars . . . . .	8
2.1.2	Historie des Radars . . . . .	9
2.2	Verfahren zur Entfernung- und Geschwindigkeitsauflösung . . . . .	10
2.2.1	Frequenzumtastung . . . . .	13
2.2.2	Lineare Frequenzmodulation . . . . .	14
2.2.3	Chirp-Sequence-Verfahren . . . . .	15
2.3	Antennenkonfigurationen zur Winkelbestimmung . . . . .	18
2.3.1	Mechanisch schwenkende Antennen . . . . .	18
2.3.2	Phased Array . . . . .	19
2.3.3	Mono-Pulse-Verfahren . . . . .	21
2.3.4	Digitale Strahlformung . . . . .	22
2.3.5	Sende-Multiplex-Betrieb . . . . .	23
2.4	Signalmodell . . . . .	24
2.4.1	Punktziel . . . . .	25
2.4.2	Flächenziel . . . . .	27
2.4.3	Koordinatensystem . . . . .	29
2.5	Zusammenfassung . . . . .	29
<b>3</b>	<b>Hochauflösende Signalverarbeitung</b>	<b>31</b>
3.1	Strahlformung . . . . .	31
3.1.1	Spektrogramm . . . . .	32
3.1.2	Capon-Strahlformer . . . . .	33
3.2	Autoregressives Modell . . . . .	34
3.2.1	Erweiterung für unbekannte Phasenbezüge . . . . .	36
3.2.2	Alternative zur Dekonvolution . . . . .	37
3.3	Unterraumverfahren . . . . .	38
3.3.1	Kovarianzbestimmung . . . . .	39
3.3.2	Eindimensionale Unterraumverfahren . . . . .	40

3.3.3	Mehrdimensionale Unterraumverfahren . . . . .	41
3.4	Maximum-Likelihood-Schätzer . . . . .	42
3.4.1	Iteratives Verfahren . . . . .	44
3.4.2	Adaptives Verfahren bei beschränkten Ressourcen . . . . .	45
3.4.3	Betrachtung der Rechenkomplexität . . . . .	49
3.5	Vergleich der Verfahren . . . . .	52
3.5.1	Cramér-Rao-Schranke . . . . .	52
3.5.2	Simulation zur Separierbarkeit . . . . .	53
3.5.3	Simulation zur Robustheit bei Rauschen . . . . .	54
3.6	Zusammenfassung . . . . .	55
<b>4</b>	<b>Kalibrierung von Radarsensoren</b>	<b>57</b>
4.1	Kalibrierung von Gruppenantennen . . . . .	57
4.1.1	Verfahren zur Kalibrierung . . . . .	58
4.1.2	Experimentelle Ergebnisse . . . . .	60
4.2	Analoger Signalpfad und Radarquerschnitt . . . . .	62
4.2.1	Einflussfaktoren im analogen Signalpfad . . . . .	62
4.2.2	Modellierung des Radarquerschnitts . . . . .	64
4.3	Zusammenfassung . . . . .	65
<b>5</b>	<b>Störung durch andere Radarsysteme</b>	<b>67</b>
5.1	Arten von Störungen . . . . .	67
5.1.1	Störung durch Signale mit Frequenzumtastung . . . . .	69
5.1.2	Störung durch Signale mit linearer Frequenzmodulation . . . . .	71
5.2	Stördetektion . . . . .	72
5.2.1	Signalanalyse . . . . .	72
5.2.2	Mustererkennung . . . . .	73
5.3	Störunterdrückung . . . . .	78
5.3.1	Unterdrückung mittels Fensterfunktion . . . . .	78
5.3.2	Experimentelle Ergebnisse zur Störunterdrückung . . . . .	79
5.4	Zusammenfassung . . . . .	80
<b>6</b>	<b>Bestimmung von Fahrzeugumfeld und Fahrzustand</b>	<b>83</b>
6.1	Positions- und Konturbestimmung . . . . .	83
6.1.1	Detektion von Streuzentren . . . . .	84
6.1.2	Segmentierung bewegter Objekte . . . . .	86
6.1.3	Abstraktionsverfahren . . . . .	88
6.2	Bewegungsbestimmung . . . . .	90
6.2.1	Positionsbasierte Schätzung . . . . .	90
6.2.2	Doppler-basierte Schätzung . . . . .	94
6.2.3	Kombiniertes Verfahren . . . . .	96
6.2.4	Experimentelle Ergebnisse . . . . .	98
6.3	Zusammenfassung . . . . .	103

<b>7 Gesamt Fazit und Ausblick</b>	<b>107</b>
7.1 Fazit . . . . .	107
7.2 Ausblick . . . . .	108
<b>Abkürzungsverzeichnis</b>	<b>111</b>
<b>Symbolverzeichnis</b>	<b>113</b>
<b>Literaturverzeichnis</b>	<b>117</b>
<b>Eigene Veröffentlichungen</b>	<b>127</b>



# Kapitel 1

## Einleitung

Für moderne Fahrerassistenzsysteme und automatisierte Fahrfunktionen stellt die akkurate Erfassung des Fahrzeugumfelds eine Schlüsseltechnologie dar. Während optische Systeme (z. B. *Light Detection and Ranging* (LIDAR) oder Kamera) ihre Stärken in der lateralen Auflösung haben, weist die Radarsensorik hinsichtlich Reichweite und Robustheit gegenüber Wettereinflüssen, wie Niederschlag oder tiefstehender Sonne, Vorteile auf und ist daher aus aktuellen Fahrerassistenzsystemen nicht mehr wegzudenken. Trotzdem haben heutige Radarsensoren gewisse Defizite bei der lateralen Auflösung und der Detektion von Objekten mit sehr geringer Reflektivität, was insbesondere für automatisierte Fahrfunktionen relevant ist. Daher ist ein aktueller Schwerpunkt der Forschung, diese Nachteile zu kompensieren.

Ein Ansatz zur Steigerung der Auflösung ist eine gezielte Anpassung der Hochfrequenzkomponenten des Sensors. Um die Auflösung zu steigern, muss das Verhältnis zwischen Größe der Antennenapertur und der Wellenlänge vergrößert werden. Eine reine Vergrößerung der Apertur ist in der Regel aus Gründen des Gewichts und Bauraums nicht möglich. Auch wenn zusätzlicher Bauraum zur Verfügung steht, ist die Vergrößerung des Sensors ein großer Kostenfaktor und im kostensensitiven Automobilgeschäft keine Option [WHL<sup>+</sup>11]. Eine Reduktion der Wellenlänge stellt eine große technologische Herausforderung dar [GRR<sup>+</sup>14] und geht zu Lasten anderer Parameter, wie beispielsweise der Reichweite. Somit sind hier die Möglichkeiten ebenfalls begrenzt. Ein ähnliches Bild ergibt sich, wenn es um die Detektion schwach reflektierender Objekte geht: Eine Erhöhung der Sendeleistung ist aufgrund der Frequenz-Regulierung nicht beliebig möglich. Gleichzeitig führt dies, genau wie eine Steigerung der Empfangssensitivität, zu signifikant höheren Kosten bei den Hochfrequenzkomponenten. Dem gegenüber stehen immer geringere Kosten im Bereich der digitalen Signalverarbeitung [Mac15]. Es ist daher naheliegend, zunächst die Sensorik algorithmisch zu optimieren und gegebenenfalls einen größeren Rechenaufwand in Kauf zu nehmen, bevor Mehraufwände am Hochfrequenz-Frontend erfolgen [EHZ<sup>+</sup>17].

Im Rahmen dieser Arbeit liegt der Fokus auf der algorithmischen Steigerung von Auflösung und Robustheit. Zur Steigerung der Auflösung werden Verfahren behandelt, welche ein besonders gutes Detektionsverhalten aufweisen. Neuartig ist dabei der gezeigte Ansatz zur Partitionierung der Verarbeitungsschritte nach Speicher Verfügbarkeit und Rechenaufwand. Die Sensitivität zur Detektion von schwach reflektierenden Objekten ist besonders dann kritisch, wenn es zur Störung durch andere Radarsysteme auf derselben Sendefrequenz und dadurch zu einer signifikanten Herabsetzung der Sensitivität kommt. Um dem entgegenzuwirken wurde im Rahmen dieser Arbeit ein neues Verfahren zur Stördetektion und -unterdrückung entwickelt, welches auf Mustererkennungsansätzen basiert. Dadurch lässt sich die Robustheit der Radarsensorik steigern.

In diesem Kapitel findet dazu zunächst die Einordnung der Radartechnologie in den Gesamtkontext der Fahrerassistenzsysteme statt. Zudem wird ein Überblick über den Aufbau dieser Arbeit gegeben.

## 1.1 Technik moderner Fahrerassistenzsysteme

Im Fokus dieser Arbeit stehen Algorithmen zur Signalverarbeitung für Automobilradare. Da die Radarsensorik nur einen kleinen, wenn auch wichtigen Baustein in der technischen Domäne der Fahrerassistenzsysteme darstellen [MB17], soll an dieser Stelle die Radartechnologie im Gesamtkontext der Fahrerassistenzsysteme eingeordnet werden.

Fahrerassistenzsysteme stehen in Wechselwirkung mit Fahrer, Fahrzeug und Fahrzeugumfeld [WHL<sup>+</sup>11]. Die Verbindung zum Fahrer stellt dabei die Mensch-Maschinen-Schnittstelle (HMI, von engl. *Human Machine Interface*) her. Der Informationsfluss vom Fahrzeug zum Fahrer erfolgt dabei klassischerweise visuell über das Kombi-Instrument oder durch akustische Signale. Umgekehrt kann der Fahrer das Assistenzsystem über Eingabemöglichkeiten wie Lenkstockschalter oder Lenkradtasten beeinflussen, um nur zwei Varianten zu nennen. Gleichzeitig hat das Assistenzsystem die Möglichkeit, das Fahrzeug bzw. den Fahrzustand zu beeinflussen. Dies geschieht über die Aktorik in Form von Bremse, Lenkung und Antriebsstrang. Die dritte wesentliche Komponente stellt die Sensorik dar: Damit beispielsweise der Tempomat einen Beschleunigungswunsch über den Antriebsstrang oder einen Verzögerungswunsch über die Bremse einsteuern kann, muss er zunächst wissen, wie schnell sich das Fahrzeug bewegt und ob es zu einer Abweichung von der Soll-Geschwindigkeit kommt. Die Bestimmung der Ist-Geschwindigkeit kann beispielsweise anhand von Raddrehzahlsensoren erfolgen. Ein weiteres Beispiel stellt der Spurverlassenswarner dar. Bevor der Fahrer gewarnt werden kann, muss ermittelt werden, ob das Fahrzeug

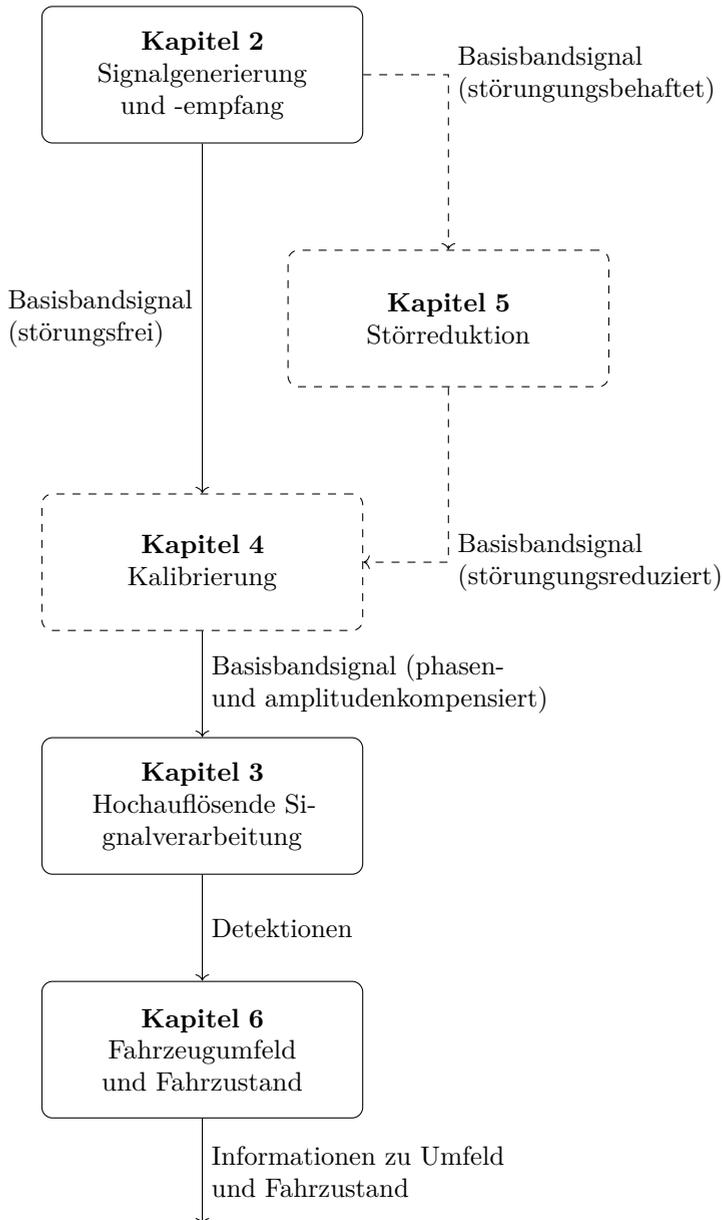
droht, den Fahrstreifen zu verlassen. Dazu muss z. B. die Detektion der Spurmarkierungen mithilfe eines Kamerasensors erfolgen. Wie an diesen zwei Beispielen deutlich wird, kommen je nach Art und Aufgabe des Assistenzsystems ganz unterschiedliche Sensoren zum Einsatz. Grundsätzlich kann man dabei zwischen Sensoren, die den Fahrzustand erfassen (z. B. Raddrehzahl-, Gierraten- und Beschleunigungssensor) und Sensoren, die das Fahrzeugumfeld erfassen (z. B. Radar, LIDAR, Kamera) unterscheiden. Allerdings wird in Abschnitt 6.2.1 gezeigt, dass auch ein Umfeldsensor, in dem Fall ein Radar dazu genutzt werden kann, um Informationen über den Fahrzustand zu ermitteln. Anhand der Sensortechnologie lassen sich auch die Assistenzsysteme als solche kategorisieren [BDF<sup>+</sup>14]. Jene Systeme, die den Fahrzustand erfassen und in ihrer Funktion der Fahrstabilität zuträglich sind, können als erste Generation der Fahrerassistenzsysteme betrachtet werden. Während jene Systeme, die auch das Fahrzeugumfeld erfassen, um Kollisionen zu vermeiden und den Fahrkomfort zu steigern, als zweite Generation der Fahrerassistenzsysteme betrachtet werden können. Wie bereits erwähnt, hat sich der Radarsensor aufgrund seiner Robustheit und Reichweite zu einem der wesentlichen Sensoren dieser zweiten Generation von Assistenzsystemen entwickelt. In Abschnitt 2.1.2 wird beschrieben, welche wesentlichen Meilensteine die Radartechnologie auf dem Weg dorthin passiert hat.

## 1.2 Gliederung dieser Arbeit

Die Gliederung dieser Arbeit ist dem Signalfuss eines Radarsystems nachempfunden. Beides ist in Abb. 1.1 skizziert. Dabei wurde besonderes Augenmerk darauf gelegt, dem Leser zunächst die wesentlichen Aspekte der Radarsensorik zu erläutern. Darauf folgen die Hauptinhalte dieser Arbeit, die hochauflösende Signalverarbeitung und Störreduktion. Abschließend folgen praktische Anwendungen, um den Nutzen der zuvor beschriebenen Algorithmen aufzuzeigen.

In Kapitel 2 werden Radargrundlagen sowie für KFZ-Anwendungen relevante Modulationsverfahren und Antennenkonfigurationen erläutert. Darüber hinaus wird die in der Arbeit verwendete Signalmodellierung eingeführt. Diese bildet die Grundlage der folgenden Kapitel.

Das Kernstück dieser Arbeit bildet das Kapitel 3. In diesem Kapitel werden verschiedene Verfahren zur Objektdetektion aus Radarsignalen betrachtet. Dabei werden die jeweiligen Vor- und Nachteile erläutert. Außerdem wird darauf eingegangen, welche Modellannahmen bei welchen Verfahren getroffen werden. Dabei wird erstmalig ein Verfahren vorgestellt, welches unbekannte Phasenbezüge bei der autoregressiven Modellierung zulässt. Neu ist außerdem die Erweiterung eines iterativen Maximum-Likelihood-Ansatzes, welcher einen Kompromiss zwischen Speicherbedarf und Re-



**Abbildung 1.1:** Die Grafik zeigt eine schematische Darstellung des Aufbaus der vorliegenden Arbeit anhand des Signalfusses eines Radarsensors. Optionale Pfade und Elemente sind mit --- gekennzeichnet.

chenaufwand gegenüber den bisherigen Verfahren bietet. Dabei lässt sich dieser Kompromiss per Parameter zugunsten von Speicherbedarf oder Rechenaufwand verschieben.

In Kapitel 4 folgt der Aspekt der Kalibrierung. Da die im vorherigen Kapitel beschriebenen mathematischen Modelle auf Basis gewisser Annahmen beruhen, die für unkalibrierte Radarsensoren nicht haltbar sind, ist dies ein wichtiger Aspekt für den praktischen Nutzen. Zum einen wird aufgezeigt, wie sich der korrekte Amplituden- und Phasenbezug zwischen den einzelnen Kanälen einer Gruppenantenne herstellen lässt. Zum anderen wird aufgezeigt, welche Einflussfaktoren berücksichtigt werden müssen damit aus einem digitalisierten Signal die korrekten Rückschlüsse auf ein detektiertes Objekt gemacht werden können.

Das Thema Stördetektion und -reduktion, welches in Kapitel 5 behandelt wird, kann als optionaler Baustein eines Radarsystems betrachtet werden. Prinzipiell ist dieser Aspekt nicht notwendig, um ein Radarsystem zu betreiben. Jedoch wird er, sobald mehrere Nutzer in räumlicher Nähe dasselbe Frequenzspektrum verwenden, ein wichtiger Faktor bei der Signalgenerierung und -verarbeitung. In diesem Kapitel wird erläutert, wie sich Störungen auf das Signal auswirken und eine neue Methode zur Reduktion der Störeinflüsse vorgestellt.

Um den praktischen Nutzen dieser Arbeit zu demonstrieren, werden in Kapitel 6 Applikationen behandelt, welche möglichst hochaufgelöste, störungsarme Radardektationen benötigen. Dabei wird insbesondere Augenmerk auf die Eigenheiten der Radarsensorik gelegt. Diese bestehen unter anderem darin, dass neben Positionsinformationen (Doppler-)Geschwindigkeitsinformationen direkt messbar sind. Sowohl für die Positionsinformationen als auch die Geschwindigkeitsinformationen müssen dabei besondere Messmodelle, die sich von denen optischer Systeme unterscheiden, zum Einsatz kommen um optimale Ergebnisse zu erzielen.

Abschließend werden in Kapitel 7 in einem Fazit die wichtigsten Erkenntnisse, die bei der Ausarbeitung dieser Arbeit entstanden sind, noch einmal zusammengefasst. Außerdem beinhaltet das Kapitel einen Ausblick auf weiterführende Entwicklungen.



# Kapitel 2

## Radarsensorik für Automobilapplikationen

In den vergangenen Jahren wurden vermehrt aktive Sicherheitssysteme für Automobile realisiert. Beispiele hierfür sind automatische Notbremsysteme bei einer drohenden Kollision mit einem Hindernis oder der Tempomat mit automatischer Abstandsregelung zu vorausfahrenden Fahrzeugen. Für solche Funktionen kommen typischerweise Radarsensoren zum Einsatz, welche am Fahrzeug angebracht sind und dessen Umfeld sensorisch erfassen. In diesem Kapitel werden die Funktionsprinzipien erläutert und motiviert, weshalb solche Sensoren effiziente digitale Signalverarbeitungsalgorithmen benötigen.

### 2.1 Grundlagen

Die Bezeichnung Radar kommt vom englischen *Radio Detection and Ranging* [Lud02]. Gemeint ist damit die Detektion und Positionsbestimmung auf Basis von elektromagnetischen Wellen (engl. *radio waves*). Man unterscheidet hierbei zwischen Primär- und Sekundärradar. Das Messprinzip des Primärradars beruht auf der Aussendung elektromagnetischer Wellen, welche an den zu detektierenden Zielen reflektiert werden. Die zurückgeworfenen Wellen lassen sich detektieren und somit kann eine Aussage über die Ziele getroffen werden. Beim Sekundärradar dagegen, erfolgt eine aktive Aussendung elektromagnetischer Wellen vom zu detektierenden Objekt, beispielsweise in Form eines Transponders. In der zivilen Luftfahrt empfängt dieser Transponder Datenpakete auf einer Trägerfrequenz von 1,03 GHz und versendet seine entsprechende Antwort auf einer Trägerfrequenz von 1,09 GHz [Vog04]. Das Sekundärradar bietet Vorteile hinsichtlich des Detektions- und Klassifikationsvermögens, benötigt aber eine abgestimmte Infrastruktur zwischen dem eigenen und dem zu detektierenden System. Das Primärradar kann hingegen mit gewissen Ein-

schränkungen (siehe Folgeabschnitt) beliebige Objekte detektieren. In dieser Arbeit wird vor allem das Primärradar behandelt. Daher wird in den folgenden Abschnitten auf dessen Funktionsprinzip näher eingegangen und seine historische Entwicklung in Bezug auf den Automobilkontext betrachtet.

### 2.1.1 Funktionsprinzip des Radars

Das grundlegende Funktionsprinzip des Radars besteht darin, dass elektromagnetische Wellen reflektiert werden können, sobald diese auf eine Grenzfläche treffen. Ob und wie eine Reflexion stattfindet hängt von den elektrischen Eigenschaften und der Oberflächenbeschaffenheit ab. Des Weiteren wird in dieser Arbeit davon ausgegangen, dass die Ausbreitungsgeschwindigkeit der elektromagnetischen Wellen konstant ist und die Ausbreitung geradlinig erfolgt. Dies ist notwendig, damit man in den folgenden Kapiteln gewisse geometrische und zeitliche Annahmen treffen kann. Für Automobilradare ist das Ausbreitungsmedium Luft relevant, welches die Anforderungen erfüllt. Zwar kann es durch Niederschlag zu Inhomogenitäten in diesem Medium kommen, jedoch sind diese Störungen weitestgehend gleichförmig verteilt und können daher als überlagerte Störung in der Signalverarbeitung berücksichtigt werden.

Unter den zuvor beschriebenen Bedingungen lässt sich die Radargleichung aufstellen:

$$\frac{P_{\text{rx}}}{P_{\text{tx}}} = \frac{G^2 \lambda^2}{(4\pi)^3 r^4} \sigma_{\text{RCS}} \quad (2.1)$$

Die Gleichung ist in der Radartechnik von zentraler Bedeutung, da sie den Zusammenhang zwischen der empfangenen Leistung  $P_{\text{rx}}$  und der gesendeten Leistung  $P_{\text{tx}}$  herstellt [Göb11]. Es wird an dieser Stelle von einem Vakuum als Ausbreitungsmedium ausgegangen. Für eine Ausbreitung in der Atmosphäre müsste ein zusätzlicher Dämpfungsfaktor multipliziert werden, welcher nahe an eins liegt. Dabei fließen die Wellenlänge  $\lambda$  und der Antennengewinn  $G$  quadratisch ein. Der Antennengewinn ist eine Eigenschaft der Antenne und beschreibt deren Richtverhalten. Die Leistung nimmt mit der Entfernung  $r$  in der vierten Ordnung ab. Als Maß zur Quantifizierung des Reflexionsverhaltens einzelner Objekte kann der Radarquerschnitt  $\sigma_{\text{RCS}}$  herangezogen werden. Der Radarquerschnitt (RCS, von engl. *Radar Cross Section*) wird typischerweise in  $\text{m}^2$  angegeben und gibt das Reflexionsverhalten in Bezug auf eine isotrop reflektierende Fläche wieder. Allerdings ist er für komplexere Geometrien stark richtungs- und frequenzabhängig und lässt sich nicht analytisch ermitteln. Dadurch ist es erforderlich, den RCS empirisch durch Messungen oder Simulation zu bestimmen. Als Richtwerte können bei Automobilapplikationen für einen Fußgänger ein Wert zwischen  $0,1 \text{ m}^2$  und  $1 \text{ m}^2$  sowie für ein Fahrzeug (z. B. einem PKW) ein Wert zwischen  $10 \text{ m}^2$  und  $100 \text{ m}^2$  angenommen werden [BWE<sup>+</sup>13; FC13; Göb11]. Der exakte Wert

hängt von einer Vielzahl von Parametern ab, wie beispielsweise der Wellenlänge des Radars, aber auch der Bauform des Fahrzeugs oder der Kleidung des Fußgängers.

Im weiteren Verlauf dieser Arbeit wird auf eine detaillierte Leistungsbetrachtung verzichtet und die Einflußfaktoren, wie beispielsweise Antennengewinn  $G$ , Wellenlänge  $\lambda$ , Entfernung  $r$  oder Radarquerschnitt  $\sigma_{\text{RCS}}$  werden durch die abstrakte Signalbeschreibung mit Sende- und Empfangsamplitude  $A_{\text{tx}}$  und  $A_{\text{rx}}$  zusammengefasst. Außerdem beinhalten diese Größen etwaige Verstärkungsfaktoren innerhalb des analogen Sende- und Empfangspfades. Eine Aufschlüsselung ist prinzipiell möglich, führt aber dazu, dass eine allgemeingültige Aussage nicht mehr möglich ist, sondern die jeweilige technische Realisierung betrachtet werden muss.

Im Rahmen dieser Arbeit werden ausschließlich monostatische Radare betrachtet. Dies bedeutet, dass sich die Sende- und Empfangseinheit am selben Ort befinden. Daher ist vor allem der Anteil der reflektierten Welle von Belang, der zu seinem Ursprung zurückgeworfen wird. Insbesondere für militärische Anwendungen gibt es auch bistatische Radare, bei denen Sende- und Empfangseinheit räumlich getrennt sind. Diese Anordnung wird gewählt um Objekte zu detektieren, die so konstruiert sind, dass ihr (monostatischer-) Radarquerschnitt möglichst gering ist. Eine weitere konstruktive Maßnahme zur Reduktion der Detektierbarkeit ist das Anbringen von Absorbern. Dabei handelt es sich um ein Material, welches aufgrund von Dielektrizität und Oberfläche so beschaffen ist, dass es möglichst viel Leistung im Bereich der relevanten Wellenlängen absorbiert und diese Leistung daher nicht zur Reflexion zur Verfügung steht. Dagegen besteht bei zivilen Anwendungen das Ziel, den Radarquerschnitt zu erhöhen um Kollisionen zu vermeiden. Dazu kommen Winkelreflektoren zum Einsatz. Hierbei handelt es sich, um Elemente aus elektrisch leitendem Material, welche in einem definierten Winkel zusammengefügt werden, um möglichst gute Reflexionseigenschaften zu erzeugen. Diese Reflektoren können beispielsweise an Bojen bei der Seefahrt oder an Fahrzeugen zur Baustellenabsicherung im Straßenverkehr angebracht sein.

### 2.1.2 Historie des Radars

In diesem Abschnitt sind die historischen Meilensteine aufgeführt, die dazu geführt haben, dass Radarsysteme heute in Automobilen weit verbreitet sind. Die Radartechnik basiert auf dem Prinzip, dass metallische und dielektrische Objekte elektromagnetische Wellen reflektieren. Dieses physikalische Phänomen wurde von Heinrich Hertz um 1884 untersucht und beschrieben. Die erste Radarapplikation beschreiben die von Christian Hülsmeier eingereichten Patente von 1904 [Göb11]. Ziel seiner Arbeiten war ein System zur Vermeidung von Schiffskollisionen zu entwickeln, da diese zu jener Zeit auf dem Rhein häufig auftraten. Ursache hierfür waren vor allem schlechte Sichtbedingungen. Die erste Umsetzung eines Schiffradars erfolgte erst etliche Jahre

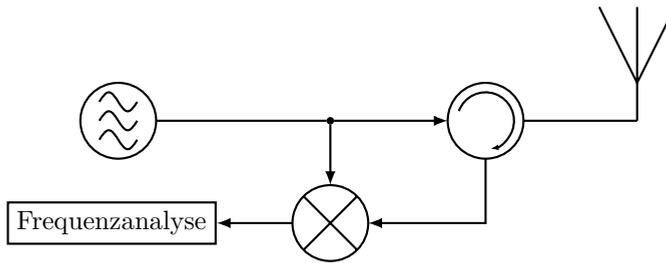
später 1922 durch Guglielmo Marconi. Den technischen Durchbruch erzielte die Radartechnik während des zweiten Weltkriegs. So wurde von 1941 bis 1945 das Radarsystem Würzburger-Riese entwickelt, welches Flugzeuge in einer Entfernung von 60 km mit einer Entfernungsgenauigkeit von  $\pm 100$  m und einer Winkelgenauigkeit von  $\pm 0,2^\circ$  detektieren konnte. Die Wellenlänge dieser Systeme betrug 53 cm.

Nachdem sich in den 1950er Jahren die Radartechnologie für See- und Luftapplikationen rasch weiterentwickelt hatte, begannen erste Versuche für den Einsatz zu Land im Straßenverkehr. Bereits in den 1970ern wurden Forschungsprojekte zu radarbasierten Kollisionswarnsystemen durchgeführt [MD13]. Aufgrund der damaligen Technik waren die Abmessungen dieses Systems jedoch zu groß für den praktischen Einsatz. Der erste radarbasierte Abstandsregeltempomat ging schließlich 1999 erstmalig bei Mercedes-Benz in Serie [Dai18]. Bereits sieben Jahre zuvor 1992 wurde bei Mitsubishi ein optisches System serienmäßig verbaut, welches den Fahrer ausschließlich bei Abstandsunterschreitung warnte und keinen aktiven Bremsengriff vornahm [Mit18]. Bemerkenswert ist hierbei die lange Zeitspanne zwischen den ersten Versuchen im Automobil bis hin zum tatsächlichen Serieneinsatz von fast einem halben Jahrhundert. Der Hauptgrund hierfür liegt in der technischen Weiterentwicklung der Hochfrequenztechnik. Durchsetzen konnten sich im Automobil Radarsysteme, welche im niedrigen Zentimeter- und Milimeterwellenbereich (24 und 76/77 GHz) operieren. Durch die niedrige Wellenlänge lässt sich eine gute Entfernungsauflösung erreichen und gleichzeitig ermöglicht sie, Radarsensoren auf geringem Bauraum zu realisieren. Damit wurden zwei wesentliche Merkmale für den Einsatz im Automobilbetrieb erfüllt.

## 2.2 Verfahren zur Entfernung- und Geschwindigkeitsauflösung

Abhängig vom eingesetzten Verfahren bietet der Radarsensor unterschiedliche Auflösungsvermögen hinsichtlich der Entfernung und Dopplergeschwindigkeit. Im Folgenden sollen die verschiedenen Varianten betrachtet werden.

Man unterscheidet zwischen zwei Gruppen von Radarverfahren [Göb11]. Die Unterscheidung erfolgt aufgrund zweier grundlegend verschiedener Funktionsprinzipien. Bei der ersten Gruppe handelt es sich um die sogenannten Impulsradare. Diese Radare senden einen kurzen Impuls aus, der vom zu detektierenden Objekt reflektiert wird. Das Radargerät erkennt die Reflexion und bestimmt durch eine Laufzeitanalyse die Entfernung zum Objekt. Jedoch weisen Impulsradare einen signifikanten Nachteil im Hinblick auf den Automobileinsatz auf. Dabei handelt es sich um die hohe Energie der einzelnen Impulse, die innerhalb kürzester Zeit ausgesendet wird. Die Erzeugung



**Abbildung 2.1:** Die Grafik stellt ein klassisches Dauerstrichradarsystem schematisch dar.

dieser Impulse ist schaltungstechnisch aufwändig und sorgt für eine vergleichsweise hohe Verlustleistung. Diese Nachteile haben dazu geführt, dass das Funktionsprinzip des Impulsradar für Automobilapplikationen nahezu vollständig verschwunden ist.

Die zweite Gruppe von Radaren beinhaltet jene, die ein kontinuierliches Signal ausstrahlen. Man bezeichnet ein solches Radar auch als Dauerstrichradar (CW, von engl. *Continuous Wave*). Aufgrund der konstanten Leistung lassen sich die Schaltungskomponenten genau für diesen Arbeitspunkt auslegen. Eine hohe Leistungsreserve, wie für die stark transienten Signale beim Impulsradar, ist nicht notwendig. Das Blockdiagramm eines Dauerstrichradars ist in Abb. 2.1 skizziert. In der oberen Hälfte befindet sich der Sendepfad. Die Frequenzsynthese erzeugt ein CW-Sendesignal, das über den Zirkulator auf die Antenne gegeben wird. Wenn das reflektierte Sendesignal über die Antenne wieder empfangen wird, kommt es über den Zirkulator in den Empfangspfad, der in der unteren Hälfte der Grafik dargestellt ist. In diesem wird es mit dem aktuellen Sendesignal gemischt. Dies dient der Bestimmung der Differenzfrequenz, welche anschließend analysiert wird. Die Differenzfrequenz wird in dieser Arbeit auch als Zwischenfrequenz bezeichnet, obwohl sie im Basisband liegt, da sie ein Zwischenschritt zur Zieldetektion ist. Die Frequenzanalyse selbst ist dabei essentiell für die Detektion und wird daher detailliert in Kapitel 3 behandelt. Die mathematische Beschreibung zur Entstehung des Mischsignals ist am Ende dieses Kapitels beschrieben.

Zur Vereinfachung geht man zunächst von einem einzelnen detektierbaren Objekt aus. Die vorgestellten Messprinzipien lassen sich jedoch auf Mehrobjektszenarien verallgemeinern. Aufgrund des Superpositionsprinzips besteht das Empfangssignal für mehrere Objekte lediglich aus einer Überlagerung mehrerer Einzelempfangssignale. Man betrachte zunächst ein monofrequentes Sendesignal:

$$x_{\text{tx}}(t) = A_{\text{tx}} \sin(\omega_{\text{tx}} t + \varphi_{\text{tx}}) \quad (2.2)$$

Dabei bezeichnet  $A_{\text{tx}}$  die Sendeamplitude,  $\omega_{\text{tx}} = 2\pi f_{\text{tx}}$  die Kreisfrequenz korrespondierend zur Trägerfrequenz  $f_{\text{tx}}$  und  $\varphi_{\text{tx}}$  die Phasenlage des Sendesignals.

Besteht zwischen Objekt und Radar keine Relativbewegung, hat das resultierende Empfangssignal die Form:

$$x_{\text{rx}}(t) = A_{\text{rx}} \sin(\omega_{\text{tx}}t + \varphi_{\text{rx}}) \quad (2.3)$$

Die Differenz zwischen Sende- und Empfangsphase der Signallaufzeit entspricht:

$$\omega_{\text{tx}}\Delta t = \varphi_{\text{tx}} - \varphi_{\text{rx}} \quad (2.4)$$

Die Entfernung zum Objekt  $r$  ergibt sich dabei aus der Laufzeit  $\Delta t$  von Hin- und Rückweg der Welle als  $2r = c_0\Delta t$ . Aufgrund der Phasenperiodizität von  $2\pi = \omega_{\text{tx}}\Delta t$ , ergibt sich daraus ein Entfernungseindeutigkeitsbereich von:

$$R = \frac{\lambda}{2} \quad (2.5)$$

Eine Frequenz von 77 GHz entspricht einer Wellenlänge von 3,9 mm. Somit resultiert ein Eindeutigkeitsbereich von 2 mm. Da diese Mehrdeutigkeit bei der Entfernungsbestimmung nur für wenige Spezialanwendungen ausreichend ist, wird das monofrequente Dauerstrichradar auch häufig als ausschließliches Dopplerradar bezeichnet.

Falls sich das Objekt relativ zum Radar bewegt, tritt der sogenannte Dopplereffekt auf. Dieser ist namensgebend für das im vorherigen Abschnitt erwähnte Dopplerradar. Durch den Dopplereffekt entsteht eine Frequenzverschiebung und dadurch ändert sich das Empfangssignal wie folgt:

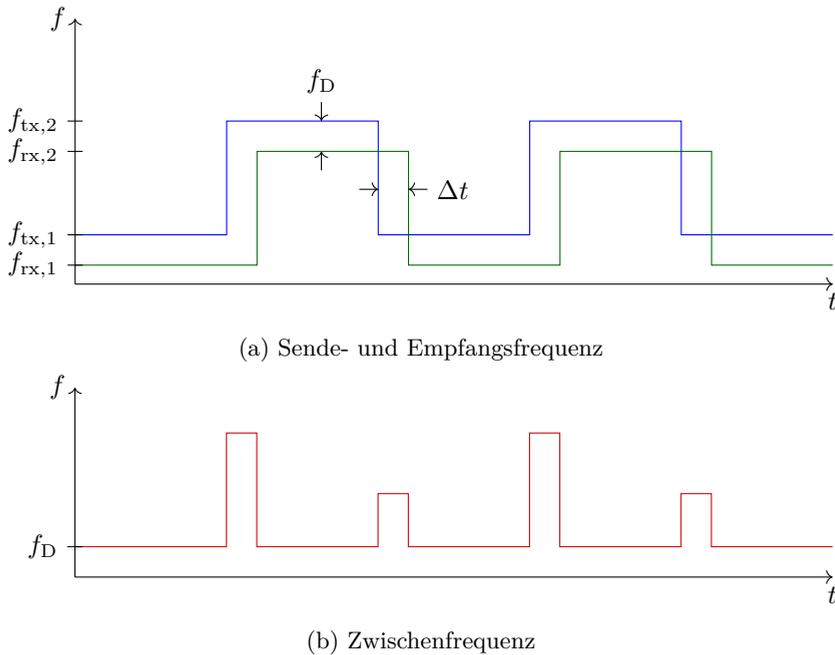
$$\begin{aligned} x_{\text{rx}}(t) &= A_{\text{rx}} \sin(\omega_{\text{rx}}t + \varphi_{\text{rx}}) \\ &= A_{\text{rx}} \sin[(\omega_{\text{tx}} - \omega_{\text{D}})t + \varphi_{\text{rx}}] \end{aligned} \quad (2.6)$$

Wobei sich die Empfangsfrequenz  $\omega_{\text{rx}} = 2\pi f_{\text{rx}}$  gemäß des Dopplereffekts um die Dopplereffrequenz  $\omega_{\text{D}} = 2\pi f_{\text{D}}$  von der Sendefrequenz unterscheidet. Die entstehende Dopplerverschiebung entspricht der relativen Radialgeschwindigkeit  $v_{\text{D}}$  zwischen Objekt und Radar:

$$v_{\text{D}} = \frac{c_0}{2} \frac{f_{\text{D}}}{f_{\text{tx}}} \quad (2.7)$$

Das Vorzeichen der Geschwindigkeit  $v_{\text{D}}$  bestimmt die Bewegungsrichtung. Für eine Bewegung vom Sensor weg ist  $v_{\text{D}}$  positiv, für eine Bewegung auf den Sensor zu ist  $v_{\text{D}}$  negativ. Der Faktor 2 ergibt sich aufgrund der Tatsache, dass beim Radar, im Gegensatz zu Kommunikationsanwendungen, bei Laufzeitbetrachtungen immer der Hin- und Rückweg der elektromagnetischen Welle berücksichtigt werden muss.

In den folgenden Abschnitten werden Frequenzmodulationen vorgestellt, um einen größeren Entfernungseindeutigkeitsbereich zu erhalten. Ein solches Radar bezeichnet

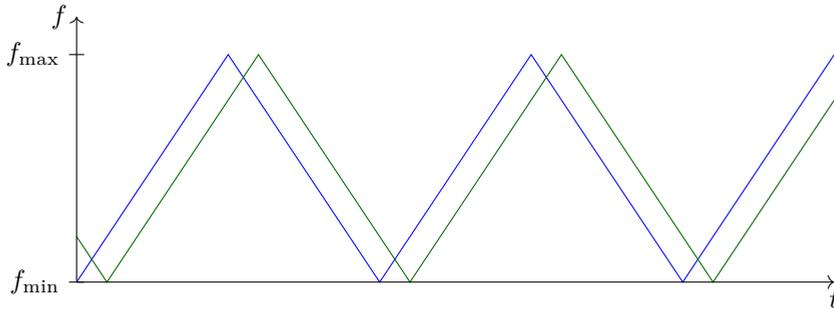


**Abbildung 2.2:** Schematischer Verlauf der Sendefrequenz (—) und Empfangsfrequenz (—) eines Radars mit Frequenzumtastung über die Zeit. Zusätzlich ist die resultierende Zwischenfrequenz (—) dargestellt.

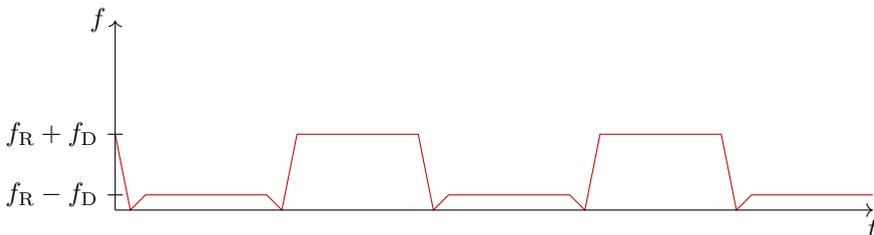
man auch als Frequenzmoduliertes Dauerstrichradar (FMCW, von engl. *Frequency Modulated Continuous Wave*).

### 2.2.1 Frequenzumtastung

Um einen gewissen Eindeutigkeitsbereich zur Bestimmung der Entfernung zu erhalten, kann eine Frequenzmodulation eingesetzt werden. Die einfachste Form der Frequenzmodulation ist die Frequenzumtastung [GDP12; RM01; Sko90]. Dabei wird zwischen zwei oder mehreren Frequenzen umgeschaltet. Der entsprechende Frequenzverlauf ist in Abb. 2.2 skizziert. Die beiden Sendefrequenzen sind mit  $f_{tx,1}$  und  $f_{tx,2}$ , die Empfangsfrequenzen mit  $f_{rx,1}$  und  $f_{rx,2}$  bezeichnet. Solange die Sendefrequenz konstant ist, entspricht die Zwischenfrequenz der entsprechenden Dopplerverschiebung  $f_D$ . Als Zwischenfrequenz bezeichnet man an dieser Stelle die Differenzmischfrequenz aus Empfangs- und Sendefrequenz. Sobald die Sendefrequenz umgeschaltet wird,



(a) Sende- und Empfangsfrequenz



(b) Zwischenfrequenz

**Abbildung 2.3:** Schematischer Verlauf der Sendefrequenz (—) und Empfangsfrequenz (—) eines Radars mit linearer Frequenzmodulation über die Zeit. Zusätzlich ist die resultierende Zwischenfrequenz (—) dargestellt.

setzt sich für kurze Zeit die Frequenz des Mischsignals aus der Dopplerfrequenz und der Differenzfrequenz der beiden Sendesignale zusammen. Die Dauer  $\Delta t$  dieses Zeitraums ist proportional zur Entfernung  $r$  des Objekts:

$$r = \frac{c_0}{2} \Delta t \quad (2.8)$$

## 2.2.2 Lineare Frequenzmodulation

Bei der linearen Frequenzmodulation wird die Sendefrequenz mit einer definierten Steigung kontinuierlich erhöht oder verringert [GDP12; RM01; Sko90]. Diese sogenannten Frequenzrampen erfordern zwar eine aufwändige Signalsynthese, dafür lassen sich sowohl Entfernung als auch Dopplergeschwindigkeit durch eine spektrale Betrachtung des Mischsignals bestimmen. Eine technisch schwierige Laufzeitmes-

sung entfällt. Die resultierenden Frequenzen sind in Abb. 2.3 skizziert. Durch die kontinuierliche Änderung der Frequenz des Sendesignals entsteht ein Versatz zu der Frequenz des reflektierten Empfangssignals  $\omega_R$ :

$$\begin{aligned} x_{rx}(t) &= A_{rx} \sin(\omega_{rx} + \varphi_{rx}) \\ &= A_{rx} \sin[(\omega_{tx} + \omega_R)t + \varphi_{rx}] \end{aligned} \quad (2.9)$$

Diese Funktion beschreibt nur einen Teil des Empfangssignals und muss zur vollständigen Beschreibung des Empfangssignals mehrfach wiederholt werden: Der Zusammenhang gilt jeweils für die Dauer einer Frequenzrampe und wiederholt sich anschließend periodisch für jede Frequenzrampe. Bezeichnet man nun die Dauer einer Frequenzrampe mit  $T_R$  und den korrespondierenden Frequenzunterschied mit  $\Delta f = f_{\max} - f_{\min}$ , ergibt sich folgender Zusammenhang für die Frequenzverschiebung  $\omega_R = 2\pi f_R$ :

$$f_R = \frac{\Delta f}{T_R} \Delta t \quad (2.10)$$

Unter Berücksichtigung von (2.8) lässt sich somit der direkte Zusammenhang zur Entfernung  $r$  herstellen:

$$f_R = \frac{2\Delta f}{c_0 T_R} r \quad (2.11)$$

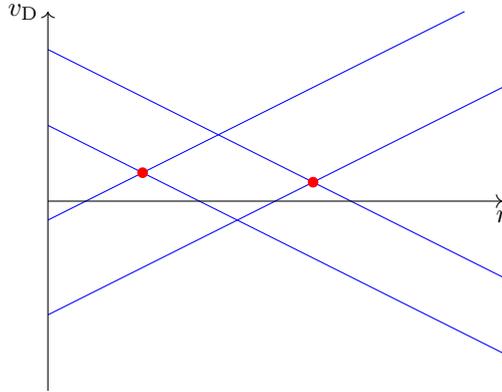
Bewegt sich das angemessene Objekt, so lässt sich aus Gl. (2.9) und Gl. (2.6) das resultierende Empfangssignal bestimmen:

$$x_{rx}(t) = A_{rx} \sin[(\omega_{tx} + \omega_R - \omega_D)t + \varphi_{rx}] \quad (2.12)$$

Die so entstehende Zwischenfrequenz entspricht der Differenz bzw. der Summe der entfernungsabhängigen Frequenz und der Dopplerfrequenz für steigende bzw. fallende Frequenzrampen, wie in Abb. 2.3 dargestellt. Durch die Verwendung unterschiedlicher Frequenzrampen lassen sich mehrere Ziele nach Entfernung und Dopplergeschwindigkeit auflösen. Dies ist exemplarisch in Abb. 2.4 dargestellt. In diesem Beispiel haben die beiden Ziele eine ähnliche radiale Geschwindigkeit, unterscheiden sich jedoch in der Entfernung zum Radar deutlich.

### 2.2.3 Chirp-Sequence-Verfahren

Beim *Chirp Sequence* (CS)-Verfahren handelt es sich um eine besondere Form der linearen Frequenzmodulation [GDP12; Sto92; Win07]. Es zeichnet sich, verglichen mit den klassischen FMCW-Verfahren, durch eine besonders hohe Rampensteilheit



**Abbildung 2.4:** Exemplarische Darstellung eines Entfernungs-Geschwindigkeits-Diagramms eines FMCW Radars. Die Entfernung ist mit  $r$  und die radiale Geschwindigkeit mit  $v_D$  gekennzeichnet. Durch das Schneiden zweier Rampen im  $r$ - $v_D$ -Raum kann ein Ziel detektiert werden. Zwei beispielhafte Detektionen sind mit Punkten visualisiert.

$\Delta f/T_R$  aus. So sind die resultierenden Entfernungs- und Dopplerfrequenzanteile getrennt voneinander und lassen sich dadurch besonders effizient analysieren. Der Zusammenhang ist in Abb. 2.5 dargestellt. Durch die hohe Rampensteilheit entsteht bedingt durch den Dopplereffekt innerhalb einer Rampe nur eine Phasenänderung. Eine Frequenzverschiebung wird erst über mehrere Rampen hinweg sichtbar. Zudem kann durch die große Rampensteilheit innerhalb kürzester Zeit ein breitbandiges Signal generiert werden, was vorteilhaft für die sich daraus ergebende Entfernungsauflösung ist.

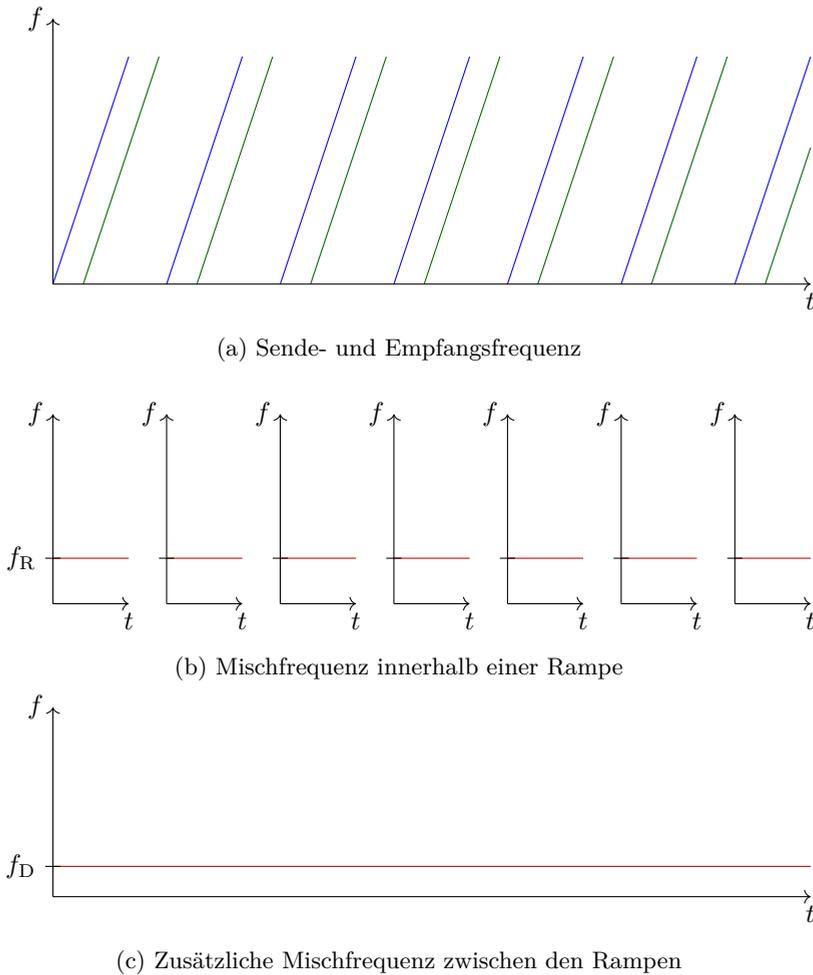
Die mathematische Beschreibung ergibt sich analog zu (2.12), allerdings sorgt der Dopplereffekt aufgrund der kurzen Rampendauer  $T_R$  lediglich für eine Phasenverschiebung:

$$x_{rx,p}(t) = A_{rx} \sin [(\omega_{tx} + \omega_R) t - \varphi_{D,p} + \varphi_{rx}] \quad (2.13)$$

Hierbei ist  $p = 1, \dots, P$  der Index der jeweiligen Frequenzrampe und  $P$  die Anzahl der Frequenzrampen pro Messung.

Über die Gesamtheit aller Rampen lässt sich folgender Zusammenhang zur Dopplerfrequenz bestimmen:

$$\varphi_{D,p} = \omega_D T_R (p - 1) \quad (2.14)$$



**Abbildung 2.5:** Schematischer Verlauf der Sendefrequenz (—) und Empfangsfrequenz (—) eines Radars mit CS-Modulation über die Zeit. Zusätzlich ist die resultierende Zwischenfrequenz (—) dargestellt.

Hier wird die Entkopplung zwischen Entfernung- und Dopplergeschwindigkeitsmessung deutlich. Während sich die Entfernung des Ziels aus jeder einzelnen Frequenzrampe ermitteln lässt, ergibt sich die Dopplergeschwindigkeit aus der Änderung zwischen den einzelnen Rampen.

## 2.3 Antennenkonfigurationen zur Winkelbestimmung

Im vorherigen Abschnitt wurde beschrieben, wie sich mithilfe geeigneter Modulationsverfahren die Entfernung und Dopplergeschwindigkeit von Objekten bestimmen lässt. Für eine genaue Lokalisierung in der Ebene ist jedoch nicht nur der Abstand zum Sensor, sondern auch die Richtung relevant. Die Winkelbestimmung mittels Radar erfolgt dabei durch den Einsatz einer Antenne mit einer bestimmten Richtcharakteristik bzw. aus einer Gruppe von Antennen, mit denen sich die gewünschte Charakteristik erzeugen lässt [Göb11; Lud02]. Die verschiedenen Varianten werden im Folgenden beschrieben.

### 2.3.1 Mechanisch schwenkende Antennen

Radare mit mechanisch schwenkenden Antennen zur Winkelbestimmung kennt man typischerweise aus der Schifffahrt oder aus der Flugsicherung. Soll eine exakte Winkelbestimmung in Azimut und Elevation erfolgen, kommt beispielsweise eine Parabolantenne, wie in der Flugsicherung, zum Einsatz. Ist dagegen eine genaue Azimutbestimmung unabhängig vom Elevationswinkel gewünscht, sind häufig Schlitzantennen anzutreffen. Man findet sie häufig auf Schiffen oder an Flughäfen zur Rollfeldüberwachung. Sie haben jeweils gemeinsam, dass sie in der Richtung, in der die Winkelbestimmung erfolgen soll einen hohen Richtfaktor aufweisen. Dieser hohe Richtfaktor führt dazu, dass die elektromagnetische Welle im Wesentlichen in die Hauptstrahlrichtung abgestrahlt wird und auch nur von Objekten in dieser Richtung reflektiert werden kann. Somit erfasst das Radar nur einen definierten Winkelbereich. Dreht man nun die Antenne, lässt sich so sukzessive ein vollständiges Abbild der Umgebung aufbauen.

Für Automobile gibt es ebenfalls mechanisch schwenkende Antennen. Da eine Drehung der Antenne um die Hochachse aus Bauraumgründen unpraktikabel ist, kommt stattdessen eine Walze mit eingefrästen Hohlleitern zum Einsatz. Dabei ist die Walze so beschaffen, dass je nach Drehung der Walze die elektromagnetische Welle in eine andere Richtung ausgekoppelt wird. Damit erzielt man einen vergleichbaren Effekt, wie durch die Drehung einer konventionellen Antenne mit hohem Richtfaktor.

Da jede reale Antenne über mehr oder weniger starke Nebenkeulen verfügt, werden in der Regel nicht nur Ziele in der Hauptstrahlrichtung, sondern eben auch in den Nebenstrahlrichtungen erfasst und fälschlicherweise der Hauptstrahlrichtung zugeordnet. Da die Amplituden der Nebenkeulen typischerweise deutlich geringer

sind, als die der Hauptkeule, führt dies in erster Linie zu Problemen, wenn sich ein sehr stark reflektierendes Objekt in der Nebenkeule befindet. Um diese Nichtidealität realer Antennen zu kompensieren, können Verfahren, wie die Dekonvolution aus der Bildverarbeitung, eingesetzt werden [Die13]. Im Abschnitt 3.2.2 wird näher auf diese Methoden eingegangen.

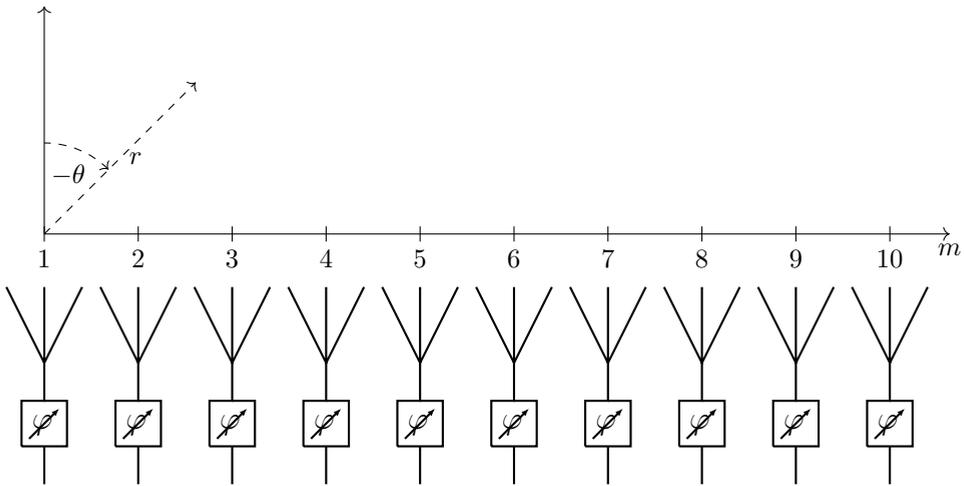
Aufgrund der hohen Fertigungskosten, des notwendigen Bauraums und des mechanischen Verschleißes werden im Automobilbereich Radarsysteme mit mechanisch schwenkenden Antennen zu Gunsten von Radarsystemen mit Gruppenantennen abgelöst. Die Funktionsweise wird im Folgenden beschrieben.

### 2.3.2 Phased Array

Gruppenantennen stellen eine wichtige Komponente bei modernen Radarsystemen dar. Während bei konventionellen Einzelantennen eine mechanische Bewegung der Antenne notwendig ist, um die Fokussierungsrichtung zu ändern, erlauben Gruppenantennen eine elektrische oder digitale Strahlformung. Somit ist eine deutlich schnellere Erfassung des gesamten Sichtfeldes (engl. *Field of View*) möglich. Bei einer sendeseitigen Strahlformung kommt typischerweise ein sogenanntes *Phased Array* zum Einsatz, welches in diesem Abschnitt näher beschrieben ist. Bei der empfangsseitigen Strahlformung ist neben der analogen Strahlformung mittels Phased Array auch eine digitale Strahlformung möglich, welche in den darauf folgenden Abschnitten näher beschrieben wird.

Bei einem Phased Array handelt es sich um eine Gruppenantenne bei der mehrere Antennen derart zusammengeschaltet werden, dass eine Bündelung in eine bestimmte Richtung entsteht [Sko90; Vog04]. Durch die Änderung des Phasenbezugs zwischen den einzelnen Antennenelementen lässt sich die Richtung ändern. Eine solche Antennenkonfiguration ist in Abb. 2.6 schematisch dargestellt. Die dargestellte Gruppenantenne hat  $M = 10$  Einzelantennen und einen linearen, uniformen Aufbau. Linear bedeutet, dass die Einzelelemente in einer Reihe angeordnet sind und nicht etwa kreisförmig. Uniform (gleichmäßig) bedeutet, dass der Abstand zwischen den einzelnen Elementen äquidistant ist. Im Folgenden dieser Arbeit wird, sofern nicht explizit erwähnt, immer von einem linearen, uniformen Array ausgegangen.

Zunächst wird von einem idealen Array ausgegangen, bei dem alle Einzelantennen vollständig omnidirektional sind, dieselbe Sendeamplitude  $A_{tx}$  haben und sich die relative Phase  $\varphi_m$  der  $m$ -ten Einzelantenne exakt einstellen lässt. Welchen Nichtidealitäten reale Arrays unterliegen und wie sich diese kalibrieren lassen, wird in



**Abbildung 2.6:** Schematische Darstellung eines linearen, uniformen Phased Arrays. Durch Einstellen der Phase der einzelnen Sendesignale entsteht ein Gesamtsendesignal mit der gewünschten Richtcharakteristik.

Abschnitt 4.1 näher betrachtet. Für ein ideales Array lässt sich der Beitrag der  $m$ -ten Einzelantenne in einer Entfernung  $r_m$  gemäß Abschnitt 2.1.1 wie folgt ausdrücken:

$$x_{\text{tx},m}(t) = \frac{A_{\text{tx}}}{4\pi r_m} \sin(\omega_{\text{tx}}t - \kappa r_m + \varphi_m) \quad (2.15)$$

Die Kreiswellenzahl  $\kappa = 2\pi/\lambda$  stellt dabei den Bezug zwischen zurückgelegter Signalstrecke und Phasenänderung her. An dieser Stelle wird von einem monofrequenten Sendesignal ausgegangen. Die Verallgemeinerung für unterschiedliche Modulationsarten erfolgt durch einfache Substitution. Aufgrund des Superpositionsprinzips lässt sich das Gesamtsignal somit durch

$$x_{\text{tx}}(t) = \frac{A_{\text{tx}}}{4\pi} \sum_{m=1}^M \frac{1}{r_m} \sin(\omega_{\text{tx}}t - \kappa r_m + \varphi_m) \quad (2.16)$$

beschreiben. Dabei berechnet sich  $r_m$  wie folgt:

$$r_m = \sqrt{r^2 + d^2(m-1)^2 + 2rd \sin(\theta)(m-1)} \quad (2.17)$$

Um die Berechnung zu vereinfachen, wird hierfür eine Approximation verwendet. Dabei ist es sinnvoll zwischen dem Phasenteil (innerhalb des Sinus) und dem Amplitudenteil zu unterscheiden. Unter der Annahme, dass der Abstand zwischen den

Einzelantennen  $d$  sehr viel kleiner ist, als der Abstand zum Ziel  $r$ , d. h.  $d \ll r$ , lässt sich am Punkt  $r$  folgende Taylor-Approximation nutzen:

$$\sqrt{r^2 + X} \approx r + \frac{X}{2r} \quad (2.18)$$

Darüber hinaus kann der Summand  $\frac{d^2(m-1)^2}{2r}$  gänzlich vernachlässigt werden, da er schon in 5 m Entfernung nur noch einen Phasenbeitrag von circa  $10^{-4}$  rad liefert und mit  $r$  linear abnimmt. Die Näherung für  $r_m$  im Phasenteil lautet somit:

$$r_m \approx r + d \sin(\theta) (m - 1) \quad (2.19)$$

Für den Amplitudenteil kann  $r_m$  sogar mit  $r$ , aufgrund der Ausgangsannahme von  $d \ll r$ , angenähert werden. Somit erfolgt die Approximation des Gesamtsignals durch:

$$x_{\text{tx}}(t) \approx \frac{A_{\text{tx}}}{4\pi r} \sum_{m=1}^M \sin[\omega_{\text{tx}} t - \kappa r - \kappa d \sin(\theta) (m - 1) + \varphi_m] \quad (2.20)$$

wobei  $\theta$  die Zielrichtung angibt. Daraus lässt sich die entsprechende Regel zum Einstellen der Phasenschieber ableiten. Für eine Hauptstrahlrichtung  $\theta$  muss der Phasenversatz wie folgt sein:

$$\varphi_m = \kappa d \sin(\theta) (m - 1) \quad (2.21)$$

Für ein Sendesignal senkrecht nach vorne, relativ zum Radarsensor ( $\theta = 0$ ) ist ein Phasenversatz von Null zwischen den Einzelantennen notwendig. Wird der Winkel größer, steigt entsprechend der Phasenversatz.

### 2.3.3 Mono-Pulse-Verfahren

Das Mono-Pulse-Verfahren benötigt eine Sende- und zwei Empfangsantennen [Göb11]. Mithilfe der Sendeantenne wird ein Signal in die gesamte Umgebung gesendet, und die Reflexionen werden von den Empfangsantennen erfasst. Daher kann beim Mono-Pulse-Verfahren, im Gegensatz zum Phased Array, die Winkelbestimmung nur empfangsseitig erfolgen, dafür erlaubt es einen großen Winkelbereich mit einer einzelnen Momentaufnahme zu betrachten. Zur Winkelbestimmung werden lediglich die Signale zweier Empfangsantennen miteinander verglichen. Aufgrund der vergleichsweise geringen Komplexität lässt sich dieser Vergleich auch, im Gegensatz zur digitalen Strahlformung, effizient als Analogschaltung realisieren. Dabei unterscheidet man zusätzlich zwischen dem Amplituden-Mono-Pulse und dem Phasen-Mono-Pulse. Beim Amplituden-Mono-Pulse nutzt man zwei Empfangsantennen mit einer leicht zueinan-

der verdrehten Richtcharakteristik. So lässt sich aus dem Amplitudenunterschied der beiden Empfangssignale die Richtung bestimmen. Beim Phasen-Mono-Pulse wird statt der Amplitude der Phasenversatz ausgewertet, welcher aufgrund des Positionsunterschieds und der damit verbundenen unterschiedlichen Laufzeiten zu den beiden Empfangsantennen entsteht. Besteht zwischen den beiden Empfangskanälen ein Phasenversatz von  $\Delta\varphi$ , so kann die Richtung  $\theta$  des reflektierenden Ziels wie folgt bestimmt werden:

$$\Delta\varphi = -\kappa d \sin(\theta) \quad (2.22)$$

Beide Varianten haben den Nachteil, dass sich mehrere Ziele im Winkel nicht auflösen lassen. Diese Schwäche hat die im folgenden Abschnitt beschriebene digitale Strahlformung nicht.

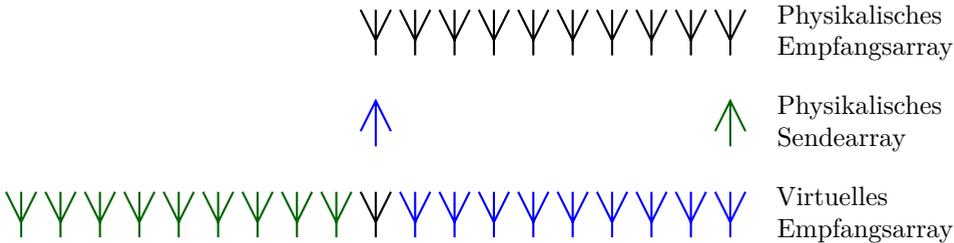
### 2.3.4 Digitale Strahlformung

Die digitale Strahlformung wird, genau wie das Mono-Pulse-Verfahren, empfangsseitig angewendet [Lud02]. Dafür erlaubt die digitale Strahlformung ebenfalls einen großen Winkelbereich mit einer einzelnen Momentaufnahme zu betrachten und kann zusätzlich mehrere Ziele über den Winkel auflösen. Dies wird ermöglicht, indem mehrere Empfangsantennen jeweils einen vollständigen Empfangspfad besitzen und somit mehrere Empfangssignale separat vorliegen. Damit wird digital die Strahlformung entsprechend der Strahlformung des Phased Arrays nachgebildet. Dazu werden die digitalisierten Signale der einzelnen Empfangskanäle mit einer entsprechenden Phase addiert. Die Phasenverschiebung, die für den jeweiligen Kanal notwendig ist, hängt dabei von der Geometrie des Arrays und der angestrebten Strahlrichtung ab. Für ein lineares, uniformes Array kann die Addition mit richtigem Phasenbezug in zwei Schritten vollzogen werden. Zunächst müssen die Messwerte des realen linearen uniformen Arrays in das eines idealen überführt werden. Ungewollte Phasenverschiebungen treten zum einen durch Fertigungstoleranzen beim Array selbst auf. Zum anderen führen unterschiedliche Leitungslängen im Empfangspfad zu unterschiedlichen Phasenverschiebungen je Kanal. Wie sich diese ungewollten Phasenunterschiede bestimmen und korrigieren lassen, wird in Abschnitt 4.1 näher erläutert.

Sind die Daten korrekt kalibriert, kann von einem idealen Array ausgegangen werden. Dabei erfolgt die mathematische Repräsentation analog zu Gl. (2.20):

$$x_{\text{rx},m}(t) \approx A_{\text{rx}} \sin[\omega_{\text{rx}}t - \kappa d \sin(\theta)(m-1) + \varphi] \quad (2.23)$$

In diesem Fall beschreibt  $\theta$  die Richtung des Ziels und  $\varphi$  einen konstanten Phasenversatz für alle Kanäle. Ähnlich wie in Abschnitt 2.2 erfolgt eine Verallgemeinerung auf



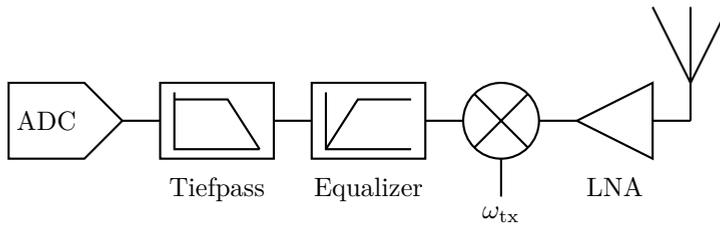
**Abbildung 2.7:** Schematische Darstellung des Sende-Multiplex-Betriebs.

mehrere Ziele durch Anwendung des Superpositionsprinzips. Da sich die Signale der einzelnen Empfangsantennen um den winkelabhängigen Term  $-\kappa d \sin(\theta)(m-1)$  unterscheiden, lassen sich mit verschiedenen Strahlformungsalgorithmen im Winkel aufgelöste Ziele detektieren. Eine ausführliche Beschreibung diverser Algorithmen zur Strahlformung ist in Kapitel 3 enthalten.

### 2.3.5 Sende-Multiplex-Betrieb

Im Sende-Multiplex-Betrieb existieren mehrere Sendeantennen, die abwechselnd senden. Das reflektierte Signal wird von einem Empfangsarray empfangen. Da sowohl mehrere Sende- als auch Empfangskanäle bestehen, zählt das Verfahren somit in die Kategorie der *Multiple Input Multiple Output* (MIMO)-Funkverfahren [BCC<sup>+</sup>07; KZ10]. Da die Sendeantennen sequenziell angesteuert werden, handelt es sich hierbei um eine sehr einfache Ausprägung der MIMO-Technik [RY13]. Kommen bei der Radaranwendung kodierte Signale zum Einsatz, beispielsweise um Daten zu übertragen [SZ14; SZW09], kann ein *echtes* MIMO mit mehreren simultan sendenden Antennen sinnvoll sein. Dieses Thema geht über den Umfang dieser Arbeit hinaus.

Im Sende-Multiplex-Betrieb macht man sich zu Nutze, dass die Richtungsbestimmung durch den Phasenbezug zwischen Sende- und Empfangssignal erfolgt. Geht man nun von beispielsweise zwei Sendeantennen aus, lässt sich für jede Empfangsantenne der Phasenbezug sowohl zur ersten als auch zur zweiten Sendeantenne auswerten. Dadurch lässt sich das Empfangsarray virtuell vergrößern. Diese virtuelle Vergrößerung ist in Abb. 2.7 schematisch dargestellt. Das physikalische Empfangsarray hat zur linken Sendeantenne (in blau dargestellt) denselben Phasenbezug, wie die in blau gekennzeichneten Empfangsantennen im virtuellen Empfangsarray. Darüber hinaus hat das physikalische Empfangsarray denselben Phasenbezug zur rechten Sendeantenne (in grün dargestellt), wie die in grün gekennzeichneten Empfangsantennen im virtuellen Empfangsarray zur linken Sendeantenne (in blau dargestellt).



**Abbildung 2.8:** Schematische Darstellung eines typischen Empfangspfads eines Radarsensors.

So erhält man ein virtuelles Empfangsarray, dessen Signale eine Phase bezüglich der linken Sendeantenne (in blau dargestellt) haben. Auf das virtuell vergrößerte Empfangsarray lassen sich digitale Strahlformungsverfahren, wie in Abschnitt 2.3.4 beschrieben, anwenden. Es ist jedoch zu beachten, dass es im nicht stationären Fall zu einer Phasenverschiebung zwischen der Messung mit der ersten und der zweiten Sendeantenne kommen kann. Dies ist beispielsweise dann der Fall, wenn sich ein angemessenes Objekt bewegt und aufgrund dieser Positionsänderung zwischen erster und zweiter Messung eine Phasenverschiebung auftritt. Außerdem können schaltungs-technische Gründe dazu führen, dass kein absoluter Phasenbezug hergestellt werden kann. In diesen Fällen lässt sich die Phasenverschiebung implizit berücksichtigen, wie in Abschnitt 3.2.1 beschrieben.

## 2.4 Signalmodell

In diesem Abschnitt wird ein Signalmodell entwickelt, welches die Grundlage für die folgenden Detektionsalgorithmen bildet. Dazu muss die Überführung des Hochfrequenzsignals in das digitalisierte Basisband berücksichtigt werden. Die eigentliche Zieldetektion erfolgt im Digitalteil des Radars. In Abb. 2.8 ist ein typischer Empfangspfad dargestellt. Zunächst wird das empfangene Signal der Antenne verstärkt und gemischt. Als Mischfrequenz wird dabei die aktuelle Sendefrequenz  $\omega_{tx}$  genutzt. Anschließend gibt man das Signal auf einen Hochpass, der als *Equalizer* dient. Ein Equalizer ist aus zweierlei Gründen notwendig. Zum einen nimmt die reflektierte Leistung stark mit der Entfernung ab ( $\propto 1/r^4$  gemäß Radargleichung). Zum anderen soll das Signal später digitalisiert werden. Dafür ist eine möglichst gute Ausnutzung des Dynamikbereichs der A/D-Umsetzer (Analog-Digital-Umsetzer) sinnvoll. Da nahe Ziele niedrigen Mischfrequenzen und entfernte Ziele hohen Mischfrequenzen entsprechen, ist ein Hochpass als Equalizer zu wählen. Dem Equalizer folgt ein Tiefpass, welcher die Aufgabe hat, Ziele außerhalb des beabsichtigten Entfernungsg-

messbereiches sowie ungewollte Mischprodukte zu unterdrücken. Dies ist notwendig, da sonst *Aliasing* bei der Digitalisierung auftritt. Anschließend kann das Signal abgetastet und quantisiert werden.

### 2.4.1 Punktziel

Zunächst wird von einem einzelnen Punktziel ausgegangen. Als Punktziel bezeichnet man dabei ein Ziel, welches von seinen Abmessungen her in derselben Größenordnung wie das Auflösungsvermögen des Radars liegt.

Das abgetastete Basisbandsignal mit den Abtastpunkten  $n = 1, \dots, N$  lässt sich aus Gl. (2.13) ableiten:

$$x_p(T_S(n-1)) = |A| \sin(\omega_R T_S(n-1) - \omega_D T_R(p-1) + \varphi) \quad (2.24)$$

Dabei unterscheidet sich die Amplitude  $|A|$  und Phase  $\varphi$  von dem ursprünglich empfangenen Signal ( $A_{\text{rx}}$  und  $\varphi_{\text{rx}}$ ) aufgrund der Einflüsse im Empfangspfad (LNA, Mischer, Equalizer, Tiefpass und D/A-Umsetzer). Verfügt das Radar, statt über einen einzelnen Empfangspfad, über ein ganzes Empfangsarray, so kann das Signal analog zu Gl. (2.23) ergänzt werden:

$$x_{m,p}(T_S(n-1)) = |A| \sin(-\kappa d \sin(\theta)(m-1) + \omega_R T_S(n-1) - \omega_D T_R(p-1) + \varphi) \quad (2.25)$$

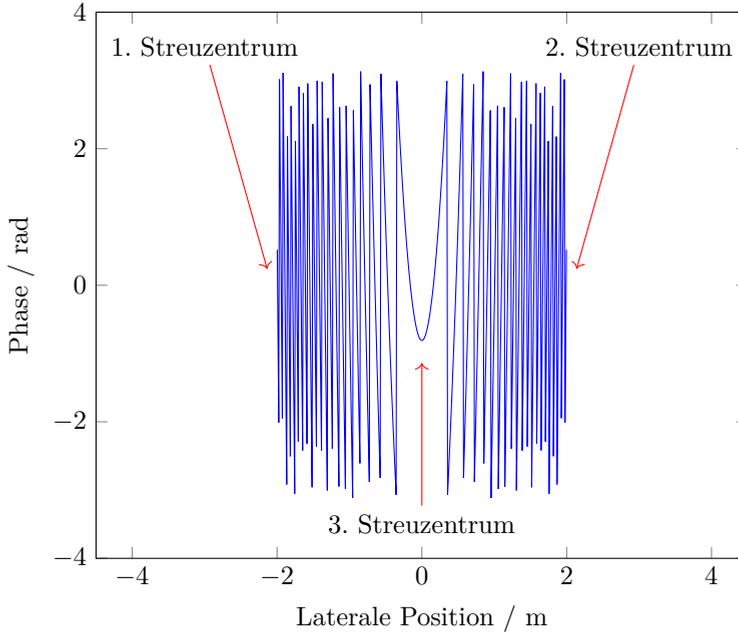
Der Index  $m = 1, \dots, M$  bezeichnet dabei das entsprechende Element des Empfangsarray. Im Folgenden wird das abgetastete Signal als komplexer Tensor  $\mathbf{y} \in \mathbb{C}^{M \times N \times P}$  mit den Elementen  $y_{m,n,p}$  repräsentiert:

$$y_{m,n,p} = A e^{j\Omega_\theta(m-1) + j\Omega_R(n-1) + j\Omega_D(p-1)} \quad (2.26)$$

Zur vereinfachten Darstellung werden die komplexe Amplitude  $A = |A| e^{j\varphi}$  sowie die normierten Frequenzen mit  $\Omega_\theta = -\kappa d \sin(\theta)$ ,  $\Omega_R = \omega_R T_S$  und  $\Omega_D = -\omega_D T_R$  bezeichnet.

Bislang ist man von einem einzelnen Ziel ausgegangen. Die Verallgemeinerung auf  $K$  Ziele erfolgt durch Superposition. Zusätzlich kann ein überlagerter Messfehler  $\mathcal{N} \in \mathbb{C}^{M \times N \times P}$  mit den Elementen  $\nu_{m,n,p}$  berücksichtigt werden:

$$y_{m,n,p} = \sum_{k=1}^K A_k e^{j\Omega_{\theta,k}(m-1) + j\Omega_{R,k}(n-1) + j\Omega_{D,k}(p-1)} + \nu_{m,n,p} \quad (2.27)$$



**Abbildung 2.9:** Exemplarische Phase des induzierten Stroms entlang einer Fläche der Länge 4 m in 50 m Entfernung senkrecht vor dem Radarsensor.

Diese Gleichung dient im Folgenden als allgemeines Messmodell für die betrachteten Signalverarbeitungsalgorithmen. Darüber hinaus kann angenommen werden, dass der Messfehler normalverteilt und mittelwertfrei ist. Dies ist dadurch gerechtfertigt, dass es sich bei den verschiedenen Rauschbeiträgen zumindest näherungsweise um additives, weißes Rauschen (z. B. thermisches Rauschen) handelt. Eine Betrachtung von andersartigen Störeinflüssen wird in Kapitel 5 behandelt. Im Kapitel 3, in dem die Algorithmen erläutert sind, wird die Frequenzdarstellung  $\boldsymbol{\Omega}_k = [\Omega_{\theta,k}, \Omega_{R,k}, \Omega_{D,k}]^T$  als Repräsentation der Parameter eines Ziels bzw. einer Detektion verwendet. Dagegen wird in Kapitel 6 über die Applikationen die natürliche Darstellung in  $\mathbf{m}_k = [\theta_k, r_k, v_k^D]^T$  (Winkel, Entfernung und Dopplergeschwindigkeit) Verwendung finden. Beide Darstellungen sind, wie in diesem Kapitel beschrieben, eindeutig ineinander überführbar. Jedoch kann je nach Verwendung die eine oder die andere Darstellung zu kompakteren Gleichungen führen und so die Nachvollziehbarkeit erleichtern.

Objekte, deren Abmessungen in der Größenordnung der Wellenlänge liegen, weisen das beschriebene Reflexionsverhalten von Punktzielen auf. Außerdem können gut leitfähige Kugeloberflächen als Punktziele betrachtet werden. Der in Abschnitt 2.1.1

beschriebene Radarquerschnitt  $\sigma_{\text{RCS}}$  für eine Kugeloberfläche lässt sich wie folgt berechnen

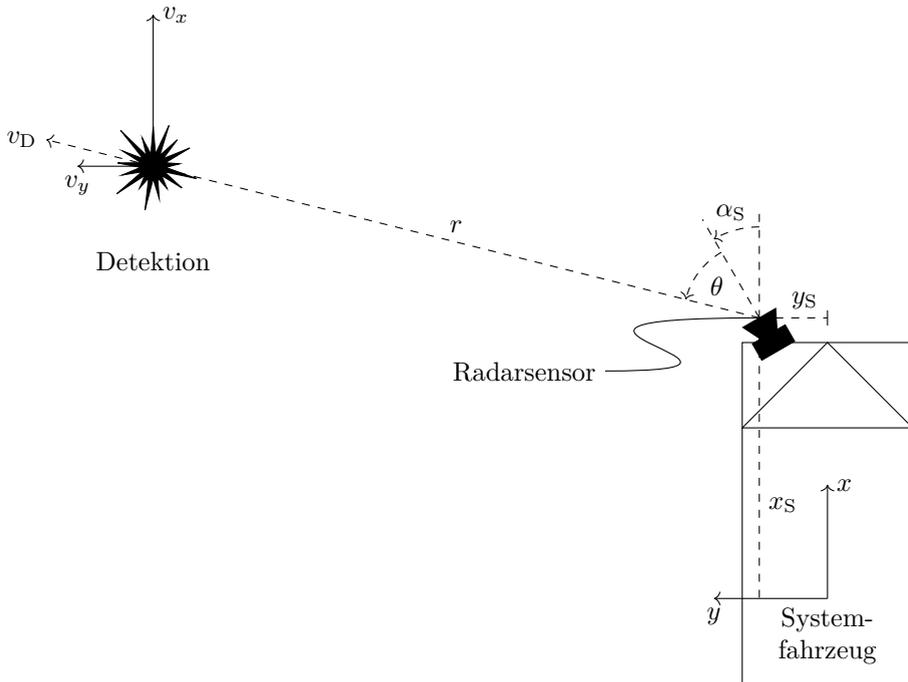
$$\sigma_{\text{RCS}} = \pi r^2 \quad (2.28)$$

wobei der Radius deutlich größer als die Wellenlänge  $r \gg \lambda$  sein muss. Wie bereits erwähnt, ist eine analytische Berechnung des Radarquerschnitts nur für einfache Strukturen problemlos möglich. Für komplexere Geometrien sind Computersimulationen heutzutage unverzichtbar. In Abschnitt 4.2 wird beschrieben, wie sich ein Radar kalibrieren lässt, so dass Rückschlüsse von dem digitalen Amplitudenwert auf den tatsächlichen Radarquerschnitt möglich sind.

### 2.4.2 Flächenziel

Bislang wurde ausschließlich von Punktzielen ausgegangen. In diesem Abschnitt sollen nun Ziele mit einer signifikanten Ausdehnung behandelt werden. Wenn die Geometrie eines Objekts eine gewisse Komplexität aufweist, ist eine analytische Bestimmung des Rückstreuerverhaltens nicht möglich. Während für einfache Formen gute Näherungen mit geometrischer oder Wellenoptik gefunden werden können, werden für komplexere aufwändige numerische Berechnungsverfahren, wie die Methoden der Randlelemente oder finiten Elemente, erforderlich. Diese Methoden beruhen auf großen Gleichungssystemen, die im Allgemeinen nicht in Echtzeit zu lösen sind.

Stattdessen kommt im Radarumfeld häufig eine Streuzentrenbetrachtung zum Einsatz [AFM12a; SBW08]. Als Streuzentrum bezeichnet man die Stellen auf einem Objekt, aus deren Richtung eine gewisse Leistung reflektiert wird. Hierbei sind die Winkel zwischen Objekt und Radar von entscheidender Bedeutung. Geht man von einer näherungsweise ebenen Fläche aus, kann diese zwei oder drei Streuzentren aufweisen. Es kann sich beispielsweise um die Seite einer Fahrzeugkarosserie, welche näherungsweise eben ist, handeln. Zwei der Streuzentren liegen auf den Kanten der Fläche. Das dritte Streuzentrum entsteht, sofern die Fläche an einem Punkt senkrecht zum Radar steht. Anschaulich kann man sich diesen Zusammenhang wie einen planen Spiegel vorstellen. Physikalisch betrachtet entstehen an den drei beschriebenen Stellen Streuzentren, da dort der durch das ausgesendete elektromagnetische Feld induzierte Strom Diskontinuitäten aufweist. Das reflektierte elektromagnetische Feld wiederum resultiert aus der überlagerten Feldstärke des induzierten Stroms. Somit ist es nur an den Diskontinuitäten von Null verschieden. Anschaulich ist dieser Effekt in Abb. 2.9 dargestellt. Man integriert über den induzierten Strom mit der dargestellten Phase, um die resultierende Feldstärke zu bestimmen. Dabei heben sich die Oszillationen auf und es findet nur an den Stellen eine Reflexion statt, an denen sich die Phase nichtlinear ändert. Insbesondere ist die Phase beim dritten Streuzen-



**Abbildung 2.10:** Grafische Veranschaulichung des verwendeten Koordinatensystems: Die Größen  $r$  und  $\theta$  einer Detektion werden in Sensorkoordinaten gemessen. Daher müssen sie mittels der Sensoreinbauposition und des -winkels ( $x_S$ ,  $y_S$  und  $\alpha_S$ ) in Fahrzeugkoordinaten umgerechnet werden. Die Größe  $v_D$  ist die radiale Projektion der Geschwindigkeiten  $v_x$  und  $v_y$ .

trum lange nahezu konstant, was zu einer besonders starken Reflexion führt. Eine exakte physikalische Herleitung der Vektorpotentiale und der daraus resultierenden Feldstärken existiert in der Fachliteratur [Bal12].

Berücksichtigt man zusätzlich zu den drei Streuzentren der Karosserie noch die Räder bzw. Radkästen, so ergeben sich für eine Fahrzeugseite fünf wesentliche Streuzentren. Während die Streuzentren an den Rädern und den seitlichen Karosseriekanten ortsfest zum Objekt sind, führt das Streuzentrum auf der Karosseriefläche zu besonderen Herausforderungen in der nachfolgenden Signalverarbeitung. Aufgrund der Winkelbedingung kann dieses Streuzentrum bei einem vorbeifahrenden Fahrzeug für die Dauer seiner Existenz an derselben Stelle verharren, obwohl sich das Fahrzeug bewegt. Es kann somit nicht einem bestimmten Punkt am Fahrzeug zugeordnet werden. Wird nun lediglich dieses Streuzentrum ausgewertet, da es deutlich stärker

ist als die anderen, kann es bei einem nachgelagerten *Tracking*-Algorithmus zu einem deutlichen Fehler in der Zustandsschätzung führen. Daher ist es unabdingbar, möglichst viele Streuzentren auflösen zu können. Die Verfahren dafür werden in Kapitel 3 vorgestellt.

### 2.4.3 Koordinatensystem

Um die Detektionen eines Radarsensors beschreiben zu können, bedarf es eines Sensorkoordinatensystems. Des Weiteren wird davon ausgegangen, dass der Sensor an einem Fahrzeug montiert ist, dem sogenannten Systemfahrzeug. Dieses Fahrzeug verfügt über ein Fahrzeugkoordinatensystem oder auch fahrzeugfestes Koordinatensystem, um beispielsweise fahrdynamische Größen zu beschreiben. Das verwendete Fahrzeugkoordinatensystem folgt der ISO 8855:2011 [ISO11]. Dabei ist  $x$  in Fahrtrichtung des Systemfahrzeugs ausgerichtet. Analog dazu werden die kartesischen Geschwindigkeiten  $v_x$  und  $v_y$  definiert. Dies ist in Abb. 2.10 skizziert. Der für die Radarsensorik relevante Abstand  $r$  zum Objekt ist vorzeichenlos. Der Richtungswinkel  $\theta$  ist senkrecht zum Sensor Null und steigt gegen den Uhrzeigersinn. Bei der Dopplergeschwindigkeit  $v_D$  handelt es sich, wie in der Grafik dargestellt, um die radiale Projektion der kartesischen Geschwindigkeit. Bei  $x$  und  $y$  handelt es sich um Größen in fahrzeugfesten Koordinaten, sowie bei  $v_x$  und  $v_y$  um absolute Größen. Bei  $\theta$ ,  $r$  und  $v_D$  dagegen handelt es sich um Größen in Sensorkoordinaten. Die Umrechnung erfolgt anhand der Sensorposition  $x_S$  und  $y_S$ , sowie der Sensororientierung  $\alpha_S$  im fahrzeugfesten Koordinatensystem.

## 2.5 Zusammenfassung

Die für diese Arbeit relevanten Radarverfahren und Signalmodelle werden in diesem Kapitel beschrieben. Dabei behandelt Abschnitt 2.1 die grundlegenden Themen. Zunächst werden das allgemeine Funktionsprinzip des Radars auf Basis elektromagnetischer Wellen und die Radargleichung sowie der Radarquerschnitt beschrieben. Der Radarquerschnitt hat einen großen Einfluss auf das Detektionsverhalten von Radarsystemen, da Objekte mit einem großen Querschnitt zuverlässiger detektiert werden können als Objekte mit einem kleinen Querschnitt. Im Anschluss wird auf die historische Entwicklung des Radars eingegangen und wie es zur Anwendung im Automobil kam. Im darauffolgenden Abschnitt 2.2 wird erläutert, wie die Entfernung und Dopplergeschwindigkeit von Objekten mittels Radar erfolgen kann. Bei einem reinen Dauerstrichradar kann lediglich eine Frequenzverschiebung durch den Dopplereffekt detektiert werden. Für eine Entfernungsmessung muss eine Frequenz-

modulation angewandt werden. Die gängigen Verfahren, Frequenzumtastung, lineare Frequenzmodulation und das für diese Arbeit besonders relevante CS-Verfahren werden beschrieben und mathematisch ausformuliert. Somit sind die notwendigen Grundlagen für Radare mit einer festen Blickrichtung gegeben. Der Fokus dieser Arbeit liegt auf Radarsensoren mit Richtungs- bzw. Winkelmessfähigkeit. Daher werden in Abschnitt 2.3 verschiedene Radarverfahren zur Winkelmessung erläutert. Zum einen handelt es sich hierbei um sendeseitige Verfahren, wie mechanisch schwenkende Antennen und Phased Arrays. Zum anderen gibt es empfangsseitige Verfahren, wie das Mono-Pulse-Verfahren oder die digitale Strahlformung. Schließlich wird in Abschnitt 2.4 ein Signalmodell für das heruntergemischte Empfangssignal eines Radarsensors mit dem CS-Verfahren und digitaler Strahlformung beschrieben, welches die Grundlage für das folgende Kapitel bildet. Das Kernelement dieses Signalmodells bildet das Empfangssignal  $\mathcal{Y}$ . Es besteht aus der Überlagerung von  $K$  Punktezielen, die mit einem zusätzlichen Messfehler  $\mathcal{N}$  überlagert sind. Des Weiteren ist beschrieben, weshalb eine Punktzielmodellierung auch bei Flächenzielen zweckmäßig ist und es wird auf das im Folgenden verwendete Koordinatensystem eingegangen.

# Kapitel 3

## Hochauflösende Signalverarbeitung

Wie im vorherigen Kapitel beschrieben, basiert die Lokalisierung von Objekten mittels Radar auf der Detektion der von diesen Objekten reflektierten elektromagnetischen Wellen. Dabei lassen sich die Parameter Position (in Entfernung, Azimut und Elevation), Dopplergeschwindigkeit sowie Amplitude jedes einzelnen Ziels durch eine spektrale Analyse des Signals ermitteln. Sind mehrere Ziele vorhanden, ist es notwendig die Kardinalität, d.h. die Anzahl der Ziele zu bestimmen [SS04]. Alternativ ist es möglich, zunächst eine obere Schranke anzunehmen und somit mehr Ziele zu ermitteln als physikalisch vorhanden sind. In einem zweiten Schritt werden Ziele aufgrund unplausibler Parameter ausgeschlossen. Dies setzt voraus, dass das Verfahren zur Parameterbestimmung unempfindlich hinsichtlich Fehlern in der geschätzten Kardinalität ist. Im Folgenden liegt der Fokus auf Verfahren, welche für Einzelmessungen (engl. *Single Snapshot*) geeignet sind [HY10]. Das bedeutet, dass die Messung selbst und nicht statistische Größen dieser, wie beispielsweise die empirische Kovarianz, ausgewertet werden.

### 3.1 Strahlformung

Eine einfache Form zur Zielbestimmung ist die sogenannte Strahlformung (engl. *beamforming*). Hierbei berechnet man aus dem Signal des Arrays die Signalanteile der einzelnen Richtungen. Selbstverständlich lassen sich die Algorithmen analog anwenden, um über die zeitlichen Abtastwerte die Entfernung und Dopplergeschwindigkeit zu berechnen. Im Abschnitt 3.4 wird gezeigt, wie eine mehrdimensionale Schätzung möglich ist. Zunächst wird eine iterative Schätzung betrachtet, wobei der Fokus auf der Winkelbestimmung liegt. Die Verfahren lassen sich jedoch auch analog zur Entfernungs- und Dopplergeschwindigkeitsbestimmung anwenden. Ein weiterführender Vergleich von kombinierter und sukzessiver Schätzung ist in der Fachliteratur zu finden [Ath03].

Für die sukzessive Schätzung wird zunächst der Empfangsvektor  $\mathbf{y}$  zu einem Zeitpunkt mit dem Index  $(n, p)$  gemäß Gl. (2.27) betrachtet:

$$\mathbf{y} = [y_1, \dots, y_M]^T = [y_{1,n,p}, \dots, y_{M,n,p}]^T \quad (3.1)$$

Da die Algorithmen im Folgenden unabhängig von  $n$  und  $p$  sind, lassen sie sich für  $n = 1, \dots, N$  und  $p = 1, \dots, P$  wiederholen.

### 3.1.1 Spektrogramm

Die einfachste Form der Zieldetektion ist die Strahlformung mittels Spektrogramm. Dazu wird zunächst der winkelabhängige Steuerungsvektor für die Strahlformung definiert:

$$\mathbf{a}(\theta) = \left[ 1, e^{-j\kappa d \sin(\theta)}, e^{-j2\kappa d \sin(\theta)}, \dots, e^{-j(M-1)\kappa d \sin(\theta)} \right]^T \quad (3.2)$$

Mithilfe dieses Vektors lässt sich nun abhängig vom Winkel  $\theta$  das entsprechende Spektrogramm  $S(\theta)$  berechnen:

$$S(\theta) = |\mathbf{a}^H(\theta)\mathbf{y}|^2 \quad (3.3)$$

Dort, wo das Spektrogramm ein Maximum aufweist, ist ein potenzielles Ziel. Um bei rauschbehafteten Signalen nicht fälschlicherweise durch das Rauschen hervorgerufene lokale Maxima als Ziel zu identifizieren, können sogenannte Konstante Falschalarmrate (CFAR, von engl. *Constant False-Alarm Rate*) Verfahren eingesetzt werden [RM96; Sko90] (siehe auch Abschnitt 5.2).

Als Richtwert für das Auflösungsvermögen der Strahlformung kann folgende Näherungsgleichung herangezogen werden [SM97]:

$$\text{Strahlformung Auflösung} \approx \text{Wellenlänge} / \text{Antennenapertur} \quad (3.4)$$

Die Wellenlänge bestimmt grundsätzlich das Auflösungsvermögen. Dazu setzt man sie ins Verhältnis zur Apertur, also der Gesamtabmessung der Antenne in der betrachteten Richtung. Die Arraygröße  $M$  wiederum bestimmt, wie viele Ziele theoretisch aufgelöst werden können. Es kann ein Ziel weniger aufgelöst werden, als das Array groß ist. Sollte das Array deutlich größer sein als Ziele aufzulösen sind, kann der Bartlett-Strahlformer angewendet werden [Bar48; Bar50]. Dabei wird der Empfangsvektor  $\mathbf{y}$  in mehrere gleichlange Vektoren unterteilt und für jeden Untervektor wird das Spektrogramm berechnet. Anschließend wird über alle Spektren gemittelt. Dadurch kann bei einem rauschbehafteten Signal die Varianz im Spektrum reduziert werden.

Die Rechenkomplexität des Spektrogramms steigt quadratisch mit der Größe des Arrays, d. h. mit  $M^2$ . Wählt man jedoch die betrachteten Winkel des Spektrogramms so aus, dass sich eine konstante Phasendifferenz zwischen den einzelnen Winkeln ergibt, so lässt sich die Komplexität stark reduzieren. Durch das feste Raster lässt sich die Multiplikation mit (3.2) in die Diskrete Fouriertransformation (DFT) überführen. Dabei müssen die betrachteten Winkel  $\theta_m$ , für die man das Spektrogramm berechnet, so gewählt werden, dass sich folgendes Raster ergibt:

$$\frac{m-1}{M} = \kappa d \sin(\theta_m) \quad (3.5)$$

Für diesen Fall ist der Steuerungsvektor identisch mit den Einheitswurzeln der DFT und damit ist die Äquivalenz hergestellt. Die DFT wiederum lässt sich effizient, beispielsweise mit dem Algorithmus von Cooley und Tukey, welcher auch als Schnelle Fouriertransformation (FFT, von engl. *Fast Fourier Transform*) bekannt ist, berechnen [Van92]. Somit reduziert sich die Komplexität auf  $M \log_2 M$ . Anschaulich lässt sich die Fouriertransformation dabei als eine Filterbank aus  $M$  Bandpassfiltern vorstellen. Jeder Bandpassfilter bestimmt die Energie in seinem Band. Diese Energie ist wiederum proportional zu der Energie, die aus einer bestimmten Richtung reflektiert wurde.

### 3.1.2 Capon-Strahlformer

Während das Spektrogramm und der Bartlett-Strahlformer durch die Fouriertransformation, also ein von den Eingangsdaten unabhängiges Filter, realisiert werden kann, nutzt der Capon-Strahlformer ein Filter, das sich mit den Eingangsdaten (in diesem Fall  $\theta$ ) ändert [Cap69; Cap79]. Dadurch wird ein ausgeprägteres Spektrum generiert und die Trennschärfe nimmt zu. Dies geschieht auf Kosten des Rechenaufwands, denn jeder Abtastpunkt des Spektrums muss einzeln berechnet werden. Eine Verwendung effizienter Algorithmen, wie der FFT, ist nicht möglich. Das Capon-Spektrogramm  $S_{\text{CAPON}}(\theta)$  berechnet sich gemäß:

$$S_{\text{CAPON}}(\theta) = \frac{1}{\mathbf{a}(\theta) \hat{\Sigma}^{-1} \mathbf{a}^H(\theta)} \quad (3.6)$$

Hierbei bezeichnet  $\hat{\Sigma}$  die empirische Kovarianz. Das Problem an dieser Stelle ist, dass für einen einzelnen Messvektor  $\mathbf{y}$  die empirische Kovarianz singulär ist und somit nicht invertierbar. Daher ist der Capon-Strahlformer für Einzelmessungen zunächst einmal nicht einsetzbar. An dieser Stelle sei darauf hingewiesen, dass mit geeigneten Verfahren nicht-singuläre, aber mit ähnlichen Eigenschaften wie die Kovarianzmatrix versehene Matrizen erzeugt werden können, wie in Abschnitt 3.3.1 beschrieben.

## 3.2 Autoregressives Modell

Die Detektion der Ziele kann auch mithilfe eines autoregressiven Modells (AR-Modell) erfolgen. Häufig wird das Verfahren in der Literatur auch als Bestandteil der linearen Prädiktion (engl. *Linear Prediction*) bezeichnet, da man eine Prädiktion durchführen kann, sobald man das Modell des Signals ermittelt hat. Das Verfahren lässt sich anwenden, da die Signale selbst autoregressive Eigenschaften aufweisen. Für ein einzelnes Ziel lässt sich der Zusammenhang recht übersichtlich als

$$y_m = \alpha_1 y_{m-1} \quad (3.7)$$

mit einer Konstante  $\alpha_1$  für alle  $m = 2, \dots, M$  beschreiben. Im Fall mehrerer Ziele erweitert sich die einfache Konstantenmultiplikation zu einem Polynom. Die daraus resultierenden Gleichungen werden auch als Yule-Walker-Gleichungen bezeichnet [Wal31; Yul27]:

$$y_m = \sum_{k=1}^K \alpha_k y_{m-k} \quad (3.8)$$

In diesem Fall läuft  $m = K + 1, \dots, M$ , so dass insgesamt  $M - K$  Gleichungen existieren. Für eine eindeutige Lösung muss daher  $K$  so gewählt werden, dass  $K \leq M - K$  erfüllt ist. Im Fall rauschbehafteter Eingangsdaten kann das System somit auch überbestimmt sein und ist dann im Sinne der kleinsten Quadrate anzunähern. Die Variable  $K$  wiederum ist die Ordnung des AR-Modells und beschreibt die Anzahl der unterscheidbaren Ziele.

Sobald das Filterpolynom  $\alpha = [1, \alpha_1, \dots, \alpha_K]^T$  bestimmt ist, lassen sich durch Berechnen der komplexen Nullstellen die Eigenfrequenzen der einzelnen Ziele bestimmen. Alternativ kann das Filter genutzt werden, um aus dem Vektor  $\mathbf{y}$  durch Vorwärtsprädikation einen größeren Vektor  $\mathbf{y}_F$  zu erzeugen:

$$y_{F,m} = y_m \quad \text{für } m = 1, \dots, M \quad (3.9)$$

$$y_{F,m} = \sum_{k=1}^K \alpha_k y_{F,m-k} \quad \text{für } m > M \quad (3.10)$$

Analog dazu kann eine Rückwärtsprädiktion  $\mathbf{y}_B$ , d. h. für die Indizes  $m < 0$ , mit den komplex-konjugierten Filterkoeffizienten  $\bar{\alpha}_k$  durchgeführt werden:

$$y_{B,m} = y_m \quad \text{für } m = 1, \dots, M \quad (3.11)$$

$$y_{B,-m} = \sum_{k=1}^K \bar{\alpha}_k y_{B,k-m} \quad \text{für } m \leq 0 \quad (3.12)$$

Anschließend lässt sich dieser erweiterte Vektor mit einem Strahlformungsverfahren, wie beispielsweise in Abschnitt 3.1.1 beschrieben, verarbeiten. Durch die Prädiktion erfolgt eine virtuelle Vergrößerung der Apertur und somit eine Steigerung der Auflösung gemäß (3.4).

Ein wesentlicher Nachteil der Yule-Walker-Gleichungen ist, dass instabile Filterkoeffizienten bestimmt werden [DVS<sup>+</sup>96]. Dieses Defizit hat der Burg-Algorithmus nicht [Bur75]. Beim Burg-Algorithmus handelt es sich um einen rekursiven Algorithmus, der sukzessive den Vorwärts- und Rückwärtsprädiktionsfehler reduziert und so garantiert stabile Filterkoeffizienten berechnet. Zunächst wird der Koeffizient  $\alpha_0^{(0)} = 1$  definitionsgemäß gesetzt und die Prädiktionsfehler werden entsprechend dem Eingangsvektor gesetzt, da noch keine weiteren Filterkoeffizienten bekannt sind:

$$\begin{aligned} \mathbf{e}_F^{(0)} &= \mathbf{y} \\ \mathbf{e}_B^{(0)} &= \mathbf{y} \end{aligned} \quad (3.13)$$

Die Idee des Burg-Algorithmus ist es nun, iterativ die Filterkoeffizienten durch Minimierung des Prädiktionsfehlers zu bestimmen. Für den Iterationsschritt  $i$  erfolgt dies, indem der Fehler bezüglich der Yule-Walker-Gleichung (3.8) ermittelt wird:

$$\begin{aligned} e_{F,m}^{(i)} &= y_m + \sum_{k=1}^i \alpha_k^{(i)} y_{m-k} \\ e_{B,m}^{(i)} &= y_{m-i} + \sum_{k=1}^i \bar{\alpha}_k^{(i)} y_{m-i+k} \end{aligned} \quad (3.14)$$

Über den Parameter  $\beta^{(i)}$  lassen sich Vorwärts- und Rückwärtsprädiktionsfehler ins Verhältnis setzen:

$$\begin{aligned} e_{F,m}^{(i)} &= e_{F,m}^{(i-1)} - \beta^{(i)} e_{B,m-1}^{(i-1)} \\ e_{B,m}^{(i)} &= e_{B,m-1}^{(i-1)} - \bar{\beta}^{(i)} e_{F,m}^{(i-1)} \end{aligned} \quad (3.15)$$

wobei sich folgender Zusammenhang für  $\beta^{(i)}$  und  $\alpha_k^{(i)}$  ergibt:

$$\begin{aligned} \alpha_k^{(i)} &= 1 && \text{für } k = 0 \\ \alpha_k^{(i)} &= \alpha_k^{(i-1)} - \beta^{(i)} \alpha_{i-k}^{(i-1)} && \text{für } 0 < k < i \\ \alpha_k^{(i)} &= -\beta^{(i)} && \text{für } k = i \end{aligned} \quad (3.16)$$

Man wählt dann  $\beta^{(i)}$  in jeder Iteration so, dass sich der Prädiktionsfehler reduziert und bestimmt anschließend die Filterkoeffizienten. So kann das mehrdimensionale Problem (Bestimmung der  $\alpha_k$ ) auf ein eindimensionales Problem (Bestimmung von  $\beta$ )

reduziert werden. Gleichzeitig wird der Prädiktionsfehler sukzessive reduziert, so dass garantiert stabile Filterkoeffizienten vorliegen. Dazu wird in jedem Iterationsschritt  $i$ , das Betragsquadrat, sowohl der Vorwärts- als auch der Rückwärtsprädikation minimiert:

$$\min_{\beta^{(i)}} \left| \mathbf{e}_F^{(i)} \right|^2 + \left| \mathbf{e}_B^{(i)} \right|^2 \quad (3.17)$$

Da die zu minimierende Funktion konvex ist, lässt sich das Minimum mithilfe der Ableitung ermitteln:

$$\frac{\partial}{\partial \beta^{(i)}} \left( \left| \mathbf{e}_F^{(i)} \right|^2 + \left| \mathbf{e}_B^{(i)} \right|^2 \right) = 0 \quad (3.18)$$

Durch Einsetzen der Gleichung (3.15) und Umformung ergibt sich ein Ausdruck für  $\beta^{(i)}$  in Abhängigkeit bekannter Größen:

$$\beta^{(i)} = \frac{2 \sum_{k=i+1}^M e_{F,k}^{(i-1)} \cdot \bar{e}_{B,k-1}^{(i-1)}}{\sum_{k=i+1}^M \left| e_{F,k}^{(i-1)} \right|^2 + \left| e_{B,k-1}^{(i-1)} \right|^2} \quad (3.19)$$

Anschließend lassen sich mit Gl. (3.16) die korrespondierenden Filterkoeffizienten und mit Gl. (3.15) der Prädiktionsfehler für die folgende Iteration bestimmen. Wenn die gewünschte Filterordnung  $K$  erreicht ist, sind  $\alpha_0^{(K)}, \dots, \alpha_K^{(K)}$  die finalen Filterkoeffizienten.

Die Berechnung benötigt circa  $3MK - K^2$  komplexe Multiplikationen. Diese Komplexität lässt sich weiter reduzieren [Vos13]. Hier ist zu beachten, dass anschließend noch eine Fortprädiktion des Signals sowie eine Strahlformung erfolgen muss. Alternativ können die Ziele direkt aus dem Filterpolynom bestimmt werden. Hierzu müssen allerdings die komplexen Nullstellen des Polynoms berechnet werden, was aufwändige numerische Verfahren benötigt. Anschließend bestimmt man die Phase der Nullstellen. Diese entsprechen der winkelabhängigen Phasenverschiebung der Ziele, welche  $-kd \sin(\theta)$  entsprechen. Daraus lassen sich explizit die Winkel  $\theta$  der Detektion berechnen, welche beim Strahlformer Maxima erzeugen (siehe Abschnitt 3.1.1).

### 3.2.1 Erweiterung für unbekannte Phasenbezüge

In bestimmten Fällen unterliegen zwei Vektoren  $\mathbf{y}, \mathbf{y}'$  demselben autoregressiven Modell, haben jedoch einen unbekanntem Phasenbezug zueinander. Dies kann beispielsweise auftreten, wenn die Daten mit einem Radar im Sende-Multiplex, wie in

Abschnitt 2.3.5 beschrieben, erfasst und die beiden Sendevorgänge nicht phasensynchronisiert sind.

Hierzu werden die Prädiktionsfehler  $\mathbf{e}_F, \mathbf{e}_B, \mathbf{e}'_F, \mathbf{e}'_B$  für beide Vektoren getrennt betrachtet, aber einheitliche Filterkoeffizienten  $\beta, \alpha_0, \dots, \alpha_K$  bestimmt. (Aus Gründen der Übersichtlichkeit wird in diesem Abschnitt auf die Iterationsindizes verzichtet. Die Gleichung gilt für den jeweiligen Iterationsschritt.) In diesem Fall wird die Gl. (3.19) zur Bestimmung von  $\beta$  entsprechend erweitert:

$$\beta = \frac{2 \sum_{k=i+1}^M e_{F,k} \cdot \bar{e}_{B,k-1} + e'_{F,k} \cdot \bar{e}'_{B,k-1}}{\sum_{k=i+1}^M \left| e_{F,k} \right|^2 + \left| e_{B,k-1} \right|^2 + \left| e'_{F,k} \right|^2 + \left| e'_{B,k-1} \right|^2} \quad (3.20)$$

Was hier exemplarisch für zwei Teilvektoren gezeigt ist, kann auf eine beliebige Anzahl an Teilvektoren mit unbekanntem Phasenbezug erweitert werden. Die Vektoren können analog hinzugefügt werden, solange allen demselben AR-Modell folgen. Für den Fall, dass alle Vektoren dieselbe Länge haben und demselben normalverteilten Rauschen unterliegen, lässt sich der Fehler in den Filterkoeffizienten proportional zur Anzahl der Vektoren reduzieren.

### 3.2.2 Alternative zur Dekonvolution

In der Bild- und Signalverarbeitung hat man häufig mit Signalen zu tun, die durch eine begrenzte Bandbreite auftreten. Hierbei handelt es sich in der Optik beispielsweise um Beugungen an der Blende oder beim Radar um den Einfluss durch die Aperturgröße. Diese Einflüsse lassen sich als Faltung mit einer Punktspreizfunktion (PSF, von engl. *Point Spread Function*) beschreiben. Da die Punktspreizfunktion in der Regel nicht invertierbar ist, sind aufwändige iterative Algorithmen notwendig, um den Einfluss der Punktspreizfunktion rückgängig zu machen [Die13; DKD<sup>+</sup>11]. Man spricht dabei von Dekonvolution.

Wenn sich die Punktspreizfunktion durch eine si-Funktion approximieren lässt und das originale Signal einem AR-Prozess folgt, kann als Alternative zur Dekonvolution ein autoregressives Modell genutzt werden. Zunächst muss man dazu das Signal in den Frequenzbereich transformieren, dort ein AR-Modell bestimmen und anschließend hiermit das Signal im Frequenzbereich fortprädizieren. Dies ist möglich, da eine Faltung mit der si-Funktion im Zeitbereich einer Multiplikation mit einer Rechteckfunktion im Frequenzbereich entspricht. Das bedeutet, im Frequenzbereich liegt ein Ausschnitt aus dem Originalsignal vor, welches mithilfe des AR-Modells auf

die volle Länge ergänzt werden kann. Wenn  $z(t)$  das durch eine Punktspreizfunktion  $g(t)$  manipulierte Signal vom Ausgangssignal  $y(t)$  ist, lässt sich der Zusammenhang mathematisch wie folgt beschreiben:

$$z(t) = g(t) * y(t) \quad (3.21)$$

Ziel der Dekonvolution ist es nun, ein Signal  $\hat{y}(t)$  zu bestimmen, welches dem Ausgangssignal  $y(t)$  möglichst ähnlich ist. Erschwerend kommt in den meisten praktischen Anwendungen hinzu, dass  $z(t)$  zusätzlich mit Störungen, beispielsweise in Form von thermischem Rauschen beaufschlagt ist. Wie bereits erwähnt, ist der Fall betrachtet, dass  $g(t)$  aus einer si-Funktion besteht:

$$g(t) = \alpha \operatorname{sinc}\left(\frac{\alpha}{2}t\right) \quad (3.22)$$

In diesem Fall ist die Fourier-Transformierte eine Rechteckfunktion:

$$G(\omega) = \operatorname{rect}\left(\frac{\omega}{\alpha}\right) \quad (3.23)$$

Durch die Transformation in den Frequenzbereich wird aus der Faltung in (3.21) eine einfache Multiplikation. Im Frequenzbereich ist  $Z(\omega)$  also lediglich ein Ausschnitt vom Ausgangssignal  $Y(\omega)$ . Generiert man nun aus  $Z(\omega)$  ein AR-Modell, lassen sich mit diesem die fehlenden Abtastpunkte für  $Y(\omega)$  rekonstruieren. Abschließend folgt die Rücktransformation in den Zeitbereich, sofern für die weitere Verarbeitung nicht das Frequenzsignal benötigt wird. Zwar stellt die si-förmige Punktspreizfunktion eine besondere Anforderung dar, doch lassen sich reale Antennendiagramme damit gut approximieren und die Komplexität der Gesamtberechnung entspricht etwa einer einzelnen Iteration der Lucy-Richardson-Dekonvolution [Die13].

### 3.3 Unterraumverfahren

Die Unterraumverfahren stellen das Bindeglied zwischen autoregressiven Modellen (siehe Abschnitt 3.2) und Maximum-Likelihood-Ansätzen (siehe Abschnitt 3.4) dar. Sie bieten einen Kompromiss zwischen Rechenaufwand und Detektionsvermögen. Für automobiler Radarapplikationen weisen diese Verfahren gewisse Nachteile auf. Zum einen sind Unterraumverfahren bei niedrigem Signal-zu-Rausch-Verhältnis den Maximum-Likelihood-Ansätzen unterlegen [HZ09]. Zum anderen können sie ihre volle Stärke vor allem in vergleichsweise langsam veränderlichen Umfeldern, wie bei Datenfunktanwendungen ausspielen [AMV<sup>+</sup>91]. Trotzdem stellen Unterraumverfahren eine wichtige Gruppe der hochauflösenden Detektionsansätze dar und sollen daher nicht unerwähnt bleiben.

### 3.3.1 Kovarianzbestimmung

Wie bereits in Abschnitt 3.1.2 beschrieben, stellen Methoden, die auf einer statistischen Betrachtung des Empfangssignals beruhen, besondere Herausforderungen bei kurzer Observationsdauer dar. Betrachtet man zunächst die empirische Kovarianz  $\hat{\Sigma}$ , lautet die allgemeine Berechnungsvorschrift:

$$\hat{\Sigma} = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^N \mathbf{y}_n \mathbf{y}_n^H \quad (3.24)$$

Hierbei bezeichnet  $\mathbf{y}_n$  einen Empfangsvektor, wie in (3.1) beschrieben. Eine beliebig lange Beobachtungsdauer ist für praktische Anwendungen jedoch nicht möglich. Gerade in Automobilapplikationen hat man ein schnell veränderliches Umfeld, welches kontinuierlich beobachtet werden muss. Außerdem kann eine zu lange Beobachtungsdauer zu Bewegungsunschärfe führen, so dass im Extremfall  $N = 1$  gilt:

$$\hat{\Sigma} = \mathbf{y} \mathbf{y}^H \quad (3.25)$$

Man kann an dieser Stelle nicht mehr davon ausgehen, dass  $\mathbf{R}$  vollen Rang hat, was für Unterraumverfahren essentiell ist, wie man im folgenden Abschnitt sehen wird. Insbesondere bei geringem Rauschen kann auch im Fall  $N > 1$  der Rang unvollständig sein.

Um den vollen Rang wiederherzustellen, können Dekorrelationsverfahren genutzt werden [Sch10]. Dabei werden Symmetrieeigenschaften des Empfangsvektors  $\mathbf{y}$  genutzt. Für einen linearen Array bedeutet dies, dass zwei wesentliche Symmetrien verwendbar sind. Bei der ersten Symmetrie handelt es sich um die Verschiebung im Array, die einem konstanten Phasenversatz entspricht:

$$y_m = y_{m-1} e^{j\varphi} \quad (3.26)$$

Diese Symmetrie lässt sich nutzen, indem man nur Teilvektoren von  $\mathbf{y}$  verwendet [SWK85]. Dazu berechnet man jeweils die Kovarianzmatrizen der Teilvektoren gemäß Gl. (3.25) und mittelt dann über alle Kovarianzmatrizen. Hat  $\mathbf{y}$  die Länge  $M$  und die Teilvektoren die Länge  $M'$ , wobei  $M' < M$  gelten muss, kann über  $M - M'$  Kovarianzen gemittelt werden. Hierbei ist zu beachten, dass nur  $M' - 1$  Ziele aufgelöst werden können, gleichzeitig aber möglichst viele Kovarianzmatrizen zur Dekorrelation zur Verfügung stehen sollten. Die zweite Symmetrie, die sich zu Nutze gemacht werden kann, ist die Spiegelsymmetrie des linearen Arrays [ZM98]. Der Vorteil dieses Verfahrens besteht darin, dass man den Rang verdoppeln kann, ohne das Auflösungsvermögen in der Anzahl potentieller Ziele zu reduzieren. Allerdings

begrenzt dies gleichzeitig das Dekorrelationsvermögen dieses Ansatzes im Gegensatz zum ersten. Für die beiden Hälften des Empfangsvektors  $\mathbf{y}$  gilt für  $m = 1, \dots, M/2$ :

$$y_m = \bar{y}_{M-m} e^{j\varphi} \quad (3.27)$$

Die Berechnung der dekorrelierten Kovarianzmatrix erfolgt in diesem Fall durch die Mittelung der originalen Kovarianzmatrix und einer Kopie mit komplex-konjugierten Elementen, bei der die Reihen und Spalten gespiegelt sind. Schließlich lassen sich auch beide Verfahren kombinieren. Dies geschieht, indem man zu jeder Kovarianzmatrix aus einem Teilempfangsvektor die jeweils konjugierte und gespiegelte bildet. Die Mittelwertbildung erfolgt in diesem Fall über  $2(M - M')$  Matrizen.

### 3.3.2 Eindimensionale Unterraumverfahren

Im Laufe der letzten 50 Jahre wurden viele Unterraumverfahren entwickelt [KV96]. Die in der Literatur am meisten betrachteten Ansätze stellen dabei *Multiple Signal Classification* (MUSIC) [Sch86] und *Estimation of Signal Parameters Via Rotational Invariance Techniques* (ESPRIT) [RK89] sowie deren Derivate dar.

Grundsätzlich wird davon ausgegangen, dass der Nutzsignalanteil und der Rauschanteil in der Kovarianzmatrix separierbar sind:

$$\hat{\Sigma} = \mathbf{U}_S \mathbf{\Lambda}_S \mathbf{U}_S^H + \mathbf{U}_N \mathbf{\Lambda}_N \mathbf{U}_N^H \quad (3.28)$$

Dabei beinhaltet  $\mathbf{U}_S$  die Eigenvektoren und  $\mathbf{\Lambda}_S$  die Eigenwerte des Nutzsignals sowie  $\mathbf{U}_N$  die Eigenvektoren und  $\mathbf{\Lambda}_N$  die Eigenwerte des Rauschens (alle aus  $\mathbb{C}^{M \times M}$  beziehungsweise  $\mathbb{C}^{M' \times M'}$ ). Die Implementierung dieser Separierung erfolgt mittels Eigenwertzerlegung oder zur weiteren Rechenzeitoptimierung mittels Singulärwertzerlegung. Dabei beinhalten  $\mathbf{U}$  und  $\mathbf{\Lambda}$  die Eigenvektoren und Eigenwerte. Die Nutzsignal-Eigenvektoren  $\mathbf{U}_S$  zeigen in Richtung der Steuerungsvektoren  $\mathbf{a}(\theta_k)$  (gemäß Gl. (3.2)). Dabei ist  $\theta_k$  die gesuchte Größe, nämlich der Einfallswinkel der  $k$ -ten Detektion. Da zunächst nur der Raum der Nutzsignale als Ganzes bekannt ist, erfolgt beim MUSIC-Algorithmus die Detektion über den Signalraum des Rauschens:

$$S_{\text{MUSIC}}(\theta) = \mathbf{a}^H(\theta) \mathbf{U}_N \mathbf{U}_N^H \mathbf{a}(\theta) \quad (3.29)$$

Ermittelt man für die Funktion  $S_{\text{MUSIC}}(\theta)$  alle Nullstellen, so entsprechen diese den gesuchten  $\hat{\theta}_k$  [Bar83]. In dem Fall wird der Algorithmus als Root-MUSIC bezeichnet. Außerdem lässt sich aus dem Kehrwert des Ausdrucks ein Pseudospektrum erzeugen [Sch86]. Die Unterscheidung, ob ein Eigenvektor zum Nutzsignal oder Rauschen gehört, wird dabei anhand der Eigenwerte getroffen. Die Eigenvektoren zu den  $K$  größten Eigenwerten werden dem Signalraum zugeordnet. Alle weiteren betrachtet

man als Rauschen. Dies erklärt auch, weshalb gerade bei schlechtem Signal-zu-Rausch-Verhältnis das Detektionsvermögen der Unterraumverfahren nachlässt. Eine eindeutige Separation zwischen Nutzsignal und Rauschen ist in diesem Fall nicht möglich.

Beim ESPRIT-Algorithmus werden die Einfallswinkel direkt aus dem Nutzsignal bestimmt. Dazu werden  $\mathbf{U}_{S,1}$  und  $\mathbf{U}_{S,2}$  gebildet, indem man bei  $\mathbf{U}_S$  jeweils die erste bzw. die letzte Zeile weglässt. Aufgrund der Array-Symmetrie gilt für die Hilfsgröße  $\Phi$ :

$$\mathbf{U}_{S,2} = \mathbf{U}_{S,1} \Phi \quad (3.30)$$

Um  $\Phi$  zu bestimmen, wird die Gleichung im Sinne der kleinsten Quadrate angenähert. Nun enthält  $\Phi$  die gewünschte Phaseninformation unabhängig von der Array-Geometrie. Des Weiteren handelt es sich bei  $\Phi$ , aufgrund der Symmetrieüberlegung, um eine Ähnlichkeitstransformation der Matrix  $\Phi'$  [KV96; RK89]:

$$\Phi' = \text{diag} \left( e^{j\kappa d \sin(\theta_1)}, e^{j\kappa d \sin(\theta_2)}, \dots, e^{j\kappa d \sin(\theta_K)} \right) \quad (3.31)$$

Da es sich bei  $\Phi'$  um eine Diagonalmatrix handelt, entsprechen die Eigenwerte den gesuchten Phasenwinkeln zu  $\theta_k$ . Aufgrund der Ähnlichkeitstransformation hat  $\Phi$  dieselben Eigenwerte. Bestimmt man für  $\Phi$  nun die Eigenwerte sind die gesuchten Größen  $\theta_k$  ermittelt. Für sämtliche Unterraumverfahren ist die Bestimmung der Eigenwerte und -vektoren der rechenintensivste Schritt. Ein effizientes Verfahren ist hierfür die Singulärwertzerlegung [GV96]. Jedoch steigt auch hierbei der Rechenaufwand mit  $M'^3$  an. Dies führt gerade bei einer großen Anzahl an möglichen Detektionen zu einem starken Anstieg des Rechenaufwands.

### 3.3.3 Mehrdimensionale Unterraumverfahren

Mitte der 1990er Jahre wurden die Unterraumverfahren für den mehrdimensionalen Fall erweitert [HBN98]. Dies ist von Interesse, wenn beispielsweise nicht nur die Richtung in Azimut, sondern auch in Elevation hochaufgelöst bestimmt werden soll. Außerdem kann so eine Kombination aus Richtungs- und Entfernungsbestimmung realisiert werden.

Betrachtet man wieder den Fall einer Einzelmessung, so erhält man statt des Messvektors  $\mathbf{y}$ , wie im eindimensionalen Fall, den Tensor der Messung  $\mathcal{Y}$  (siehe Abschnitt 2.4.1). Genau wie im eindimensionalen Fall ist es notwendig, Maßnahmen zur Dekorrelation der Messdaten zu ergreifen [HRD08]. Dazu werden statt Vektoren, wie in Abschnitt 3.3.1 beschrieben, Teiltensoren von  $\mathcal{Y}$  extrahiert und zu einem neuen Tensor zusammengefügt. Da das Zusammenfügen in einer neuen Dimension erfolgt,

steigt die Dimensionalität gegenüber  $\mathcal{Y}$  um eins. Ist der Messtensor  $\mathcal{Y}$  beispielsweise  $R$ -dimensional, so hat der neue Tensor  $R + 1$  Dimensionen. Anschließend folgt eine mehrdimensionale Approximation der Eigenvektoren [DDV00; HBN98]. Da eine vollständige Berechnung selbst bei vergleichsweise kleinen Dimensionen des Messtensor  $\mathcal{Y}$  zu unzulässig hohem Speicherbedarf führen kann, sind effiziente Approximationen aktuell noch Gegenstand der Grundlagenforschung [SDB<sup>+</sup>17].

### 3.4 Maximum-Likelihood-Schätzer

Bei der Maximum-Likelihood (ML)-Schätzung geht man davon aus, dass die Messgrößen einer Wahrscheinlichkeitsverteilung unterliegen. Der Maximum-Likelihood-Schätzer liefert für eine Messung daher den wahrscheinlichsten erzeugenden Parametersatz, falls kein a priori Wissen vorliegt. Im Fall der Radarsignalverarbeitung sind dies beispielsweise Frequenzverschiebungen und Amplituden der einzelnen Reflexionen [Hei12]. Über diese Werte kann anschließend auf die Position, die Dopplergeschwindigkeit und den Radarquerschnitt zurückgeschlossen werden.

Zur Herleitung des ML-Schätzers betrachten wir zunächst den eindimensionalen Fall. Bei dem im Abschnitt 2.4.1 angenommenen normalverteilten Rauschen hat der Signalvektor  $\mathbf{y}$  folgende Dichtefunktion:

$$p(\mathbf{y}|\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}) = \frac{1}{|\pi\boldsymbol{\Sigma}|} e^{-(\mathbf{y}-\boldsymbol{\mu})^H \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\mathbf{y}-\boldsymbol{\mu})} \quad (3.32)$$

Dabei entspricht der zu erwartende Mittelwert  $\boldsymbol{\mu}$  genau der Superposition der Nutzsignale Gl. (2.26) bzw. der korrespondierenden 1D-Repräsentation Gl. (3.1):

$$\mu_m = \sum_{k=1}^K A_k e^{j(m-1)\Omega_{\theta,k}} \quad (3.33)$$

An dieser Stelle wird angenommen, dass die Fehler der einzelnen Messwerte unkorreliert sind und derselben Standardabweichung unterliegen, d. h.  $\boldsymbol{\Sigma} = \sigma^2 \mathbf{1}$ . Für hinreichend kurze Zeiträume ist diese Annahme bei Radarsignalen berechtigt, da sich der Übertragungskanal nur geringfügig ändert und die Störung nicht korreliert ist (siehe auch Kapitel 5). Unter dieser Annahme erhält man die ML-Schätzung durch die Bestimmung der kleinsten Quadrate:

$$\min_{A_k, \Omega_{\theta,k}} \sum_{m=1}^M \left| y_m - \sum_{k=1}^K A_k e^{j\Omega_{\theta,k}(m-1)} \right|^2 \quad (3.34)$$

Für den Fall einer Harmonischen (= ein Ziel), d. h.  $K = 1$  ist die Lösung des Problems trivial. Für mehrere Ziele handelt es sich um ein stark multimodales, multivariates Problem. Anschaulich kann man sich das Problem so vorstellen, dass es sich bei dem  $e^{j(\cdot)}$  Term um Sinus- bzw. Cosinusfunktionen handelt, die so verschoben und gewichtet werden müssen, dass sie in Summe an der jeweiligen Stelle  $m$  den Wert  $y_m$  annehmen.

Zur Verallgemeinerung für den  $R$ -dimensionalen Fall muss zunächst das abgetastete Signal  $\mathbf{y} \in \mathbb{C}^{M_1 \times M_2 \times \dots \times M_R}$  beschrieben werden:

$$\mathbf{y} = \sum_{k=1}^K A_k \mathcal{W}(\boldsymbol{\Omega}_k) + \mathcal{N} \quad (3.35)$$

Dabei ist  $\mathcal{W}(\boldsymbol{\Omega}_k) \in \mathbb{C}^{M_1 \times M_2 \times \dots \times M_R}$  die Funktion der Kreisfrequenz

$$\mathcal{W}_{m_1, m_2, \dots, m_R}(\boldsymbol{\Omega}_k) = \prod_{\varrho=1}^R e^{j\Omega_{\varrho, k}(m_{\varrho}-1)} \quad (3.36)$$

und  $\mathcal{N} \in \mathbb{C}^{M_1 \times M_2 \times \dots \times M_R}$  das komplexe normalverteilte Rauschen. Hieraus lässt sich analog zum eindimensionalen Fall das Optimalitätskriterium ableiten:

$$\min_{A_k, \boldsymbol{\Omega}_k} \left\| \mathbf{y} - \sum_{k=1}^K A_k \mathcal{W}(\boldsymbol{\Omega}_k) \right\|_F^2 \quad (3.37)$$

Hierbei handelt es sich um ein multimodales und multidimensionales Problem für das keine analytische Lösung besteht. Aufgrund der Multimodalität ist eine direkte Lösung nicht mit konvexer Optimierung zu erreichen und die Multidimensionalität macht nicht-konvexe Verfahren sehr rechenintensiv. Im folgenden Abschnitt wird ein Verfahren beschrieben, welches das Problem in mehrere niederdimensionale Probleme zerlegt und ein geeignetes *Sampling* zum Umgang mit der Multimodalität bereit hält.

Zunächst soll aber der Zusammenhang zwischen dieser abstrakten Darstellung und der in Abschnitt 2.4.1 beschriebenen Signaldarstellung hergestellt werden. Wählt man die Dimensionalität  $R = 3$ , so lässt sich eindeutig erkennen, dass es sich genau um das in Gleichung (2.27) beschriebene Radarsignal handelt. Somit lässt sich neben der Amplitude auch der Phasenbeitrag von Richtung  $\Omega_{\theta, k}$ , Entfernung  $\Omega_{R, k}$  und Dopplergeschwindigkeit  $\Omega_{D, k}$  für  $K$  Reflexionen bestimmen:

$$\boldsymbol{\Omega}_k = [\Omega_{1, k}, \Omega_{2, k}, \Omega_{3, k}]^T = [\Omega_{\theta, k}, \Omega_{R, k}, \Omega_{D, k}]^T \quad (3.38)$$

Die Phasenbeiträge können anschließend, wie in Abschnitt 2.4.1 beschrieben, zur Bestimmung von Richtung, Entfernung und Dopplergeschwindigkeit analysiert werden.

### 3.4.1 Iteratives Verfahren

Anstatt das hochdimensionale und stark multimodale Problem direkt zu lösen, besteht die Möglichkeit, sich iterativ der Optimallösung zu nähern. Dies bietet den Vorteil, dass durch einen geeigneten Algorithmus schon nach wenigen Iterationen eine gute Näherungslösung vorliegt, die sich durch zusätzliche Iterationen weiter verfeinern lässt. Ein Verfahren hierzu stellt das *Relax*-Verfahren dar [LS96]. Dieses Verfahren zeichnet sich dadurch aus, dass die einzelnen Ziele, z. B. Reflexionen, sequenziell näherungsweise ermittelt und anschließend die einzelnen Näherungslösungen verfeinert werden. Im Folgenden wird das Relax-Verfahren für den mehrdimensionalen Fall verallgemeinert. Im darauffolgenden Abschnitt findet eine Erweiterung zur speichereffizienten Implementierung statt [BGK<sup>+</sup>15].

Zunächst müssen die gesuchten Parameter  $\hat{A}_k$  und  $\hat{\Omega}_k$  für  $k = 1, \dots, K$  mit einem geeigneten Startwert (z. B. 0) initialisiert werden. Sofern zusätzliches a-priori Wissen zur Verfügung steht, kann dieses zur Bestimmung besserer Startwerte genutzt werden. Beispielsweise ist es bei der Verarbeitung von Radardaten denkbar, die erkannten Detektionen einer vorangegangenen Messung als Startwerte für die Folgemessung zu nutzen. Auf der anderen Seite ist in diesem Fall zu beachten, dass dieses zu einer zusätzlichen Korrelation zwischen zwei Messungen führen kann, sofern der iterative Algorithmus vor Erreichen vollständiger Konvergenz abgebrochen wird.

Sobald die Startwerte festgelegt sind, wird sukzessive das Residuum für jede Harmonische berechnet, und anhand dieses Residuums werden die geschätzten Parameter verfeinert. Betrachten wir nun die  $k$ -te Harmonische mit den Schätzparametern  $\hat{A}_k$  und  $\hat{\Omega}_k$ : Angenommen die Parameter  $\{\hat{A}_i, \hat{\Omega}_i\}_{i=1, i \neq k}^K$  sind bereits bekannt, so lässt sich das Residuum für die  $k$ -te Harmonische wie folgt bestimmen:

$$\mathbf{y}_k = \mathbf{y} - \sum_{i=1, i \neq k}^K \hat{A}_i \mathcal{W}(\hat{\Omega}_i) \quad (3.39)$$

Unter der Annahme, dass die anderen Harmonischen schon bekannt sind, beinhaltet  $\mathbf{y}_k$  nun genau eine einzelne Detektion. Dadurch kann eine verbesserte Schätzung für  $\hat{\Omega}_k$  ermittelt werden:

$$\hat{\Omega}_k = \arg \max_{\Omega_k} \frac{1}{M'} |\langle \mathcal{W}(\Omega_k), \mathbf{y}_k \rangle|^2 \quad (3.40)$$

Dabei ist  $M' = M_1 \cdot M_2 \cdot \dots \cdot M_R$  die Summe aller Werte von  $\mathbf{y}_k$ . Anschließend wird in Abhängigkeit von den ermittelten Frequenzen  $\hat{\Omega}_k$  die korrespondierende Amplitude  $\hat{A}_k$  bestimmt:

$$\hat{A}_k = \frac{1}{M'} \langle \mathbf{W}(\hat{\Omega}_k), \mathbf{y}_k \rangle \quad (3.41)$$

Anschaulich lässt sich diese Berechnung so verstehen:  $\mathbf{W}(\cdot)/M'$  hat immer den Betrag 1. Durch Maximierung des Skalarproduktbetrags in Abhängigkeit von  $\hat{\Omega}_k$  werden  $\mathbf{y}_k$  und  $\mathbf{W}(\hat{\Omega}_k)$  gleich ausgerichtet. Dies geschieht in Gl. (3.40). Anschließend wird in Gl. (3.41) der Parameter  $\hat{A}_k$  so bestimmt, dass er dem Skalierungsunterschied zwischen  $\mathbf{y}_k$  und  $\mathbf{W}(\hat{\Omega}_k)$  entspricht. Somit entsprechen  $\hat{A}_k, \hat{\Omega}_k$  ebenfalls den Schätzwerten im Sinne der kleinsten Quadrate:

$$\min_{\hat{A}_k, \hat{\Omega}_k} \left\| \mathbf{y}_k - \hat{A}_k \mathbf{W}(\hat{\Omega}_k) \right\|_F^2 \quad (3.42)$$

Anschließend wird  $k$  um eins inkrementiert und so die nächste Harmonische bestimmt. Ist die Gesamtzahl  $K$  erreicht, so beginnt die nächste Iteration wieder mit  $k = 1$ . Sofern die einzelnen Ziele klar getrennt sind, so dass sie auch im Spektrogramm eindeutig aufgelöst werden, reichen einige wenige Iterationen aus, um ein sehr exaktes Ergebnis zu erlangen. Andernfalls kann eine sehr hohe Anzahl an Iterationen notwendig werden.

Man kann somit die Zahl der unbekannt Parameter, die in einem Schritt ermittelt werden müssen von  $K(2 + R)$  ( $R$  Frequenz- und 2 Amplitudenparameter (Real- und Imaginärteil) für  $K$  Detektionen) auf  $R$  reduzieren. Die Maximierung aus Gl. (3.40) lässt sich effizient durch das in Abschnitt 3.1.1 beschriebene Spektrogramm mittels FFT durchführen. Da dies jedoch nur eine Auflösung von  $2\pi/M$  ermöglichen würde, wird zuvor der Signalvektor durch das Hinzufügen zusätzlicher Nullwerte (engl. *zero padding*) verlängert. Normalerweise führt das Hinzufügen von Nullen im Originalbereich nur zu einer Interpolation im Bildbereich. Da man jedoch aufgrund der Berechnung von  $\mathbf{y}_k$  in Gl. (3.39) davon ausgeht, dass nur eine Harmonische enthalten ist, lässt sich so deren exakte Frequenz auch genauer bestimmen.

### 3.4.2 Adaptives Verfahren bei beschränkten Ressourcen

Im vorherigen Abschnitt wurde ein Verfahren zur iterativen Bestimmung von Harmonischen in Signalen vorgestellt. Deren Schwachpunkt besteht darin, dass die erreichte Auflösung direkt proportional zu der Länge der berechneten FFT ist. Geht man beispielsweise von drei Dimensionen aus (Richtung, Entfernung und Dopplergeschwindigkeit) und soll eine Auflösung von  $2\pi/1024$  mit einfacher Genauigkeit berechnet werden, sind schon 64 GBit Speicher notwendig. Um diesen Nachteil zu

---

```

Initialisiere  $\hat{A}_k$  und  $\hat{\mathbf{f}}_k$  mit 0
repeat
  for  $k \leftarrow 1, K$  do
     $\mathbf{y} \leftarrow \mathbf{y} + \hat{A}_k \mathcal{W}(\mathbf{f}_k)$ 
    Initialisiere  $\hat{\mathbf{f}}_k$  und  $\mathbf{L}$ 
    for  $q \leftarrow 1, Q$  do
      Berechne  $\tilde{\mathbf{f}}$  aus  $\mathcal{X}$  mithilfe der Chirp-Z-Transformation
      Aktualisiere  $\hat{\mathbf{f}}_k$  und  $\mathbf{L}$  gemäß (3.49) und (3.50)
    end for
    Aktualisiere  $\hat{A}_k$  mit dem komplexen Maximalwert von  $\mathcal{X}$ 
     $\mathbf{y} \leftarrow \mathbf{y} - \hat{A}_k \mathcal{W}(\hat{\mathbf{f}}_k)$ 
  end for
until Konvergenz erreicht

```

---

**Tabelle 3.1:** Zusammenfassung des auf der Chirp-Z-Transformation basierenden Algorithmus zur Detektion.

umgehen wird in [LL98] vorgeschlagen, auf das Anfügen zusätzlicher Nullwerte zu verzichten. Stattdessen wird aus dem ursprünglichen Signalvektor die Strahlformung und das Maximum berechnet. Anschließend werden durch die DFT jeweils zwischen dem Maximum und seinen Nachbarwerten Zwischenwerte berechnet. Anschließend wird von diesen drei Werten pro Dimension, dem ursprünglichen Maximum und den beiden Zwischenwerten, wieder das Maximum bestimmt und erneut Zwischenwerte berechnet. Dies wird so lange fortgeführt bis die gewünschte Auflösung erreicht ist. Dabei wird in jedem Schritt die Auflösung verdoppelt. Der große Vorteil dieses Verfahrens ist der geringere Speicherbedarf. Dafür erreicht sie nur eine schlechte Nebenläufigkeit, da jeweils nur zwei DFT-Werte (pro Dimension) parallel gerechnet werden können.

An dieser Stelle wird ein Hybridverfahren vorgeschlagen, das die Vorteile beider bisher beschriebenen Verfahren vereint. Hierzu kommt die Chirp-Z-Transformation (CZT) zum Einsatz, welche auch als Bluestein-Algorithmus (benannt nach seinem Erfinder) bekannt ist [Blu70]. Es wird eine feste Transformationslänge eingesetzt. Dies geschieht unabhängig von der benötigten Auflösung, so dass der Algorithmus optimal hinsichtlich Speicher und Nebenläufigkeit für die Zielhardware implementiert werden kann. Durch eine mehrstufige Anwendung der CZT können so höhere Auflösungen erzielt werden.

Damit die Entkopplung zwischen Transformationslänge und Zielauflösung möglich ist, muss die Berechnung jeder Iteration in mehreren Schritten erfolgen, die im

folgenden als Auflösungsstufen bezeichnet werden. Die Auflösungsstufen sind mit  $q = 1, \dots, Q$  gekennzeichnet. Der hochgestellte Index  $(\cdot)^{(q)}$  beschreibt in diesem Abschnitt dabei jeweils die Ergebnisse der  $q$ -ten Auflösungsstufe. Vor der initialen Stufe  $q = 1$  werden  $\hat{\mathbf{\Omega}}_k^{(0)}$  mit 0 initialisiert. Außerdem wird in  $\mathbf{L}^{(0)} = [M_1, M_2, \dots, M_R]^T$  die initiale Auflösung hinterlegt. Hierbei kann es sich um die tatsächliche Anzahl an Signalwerten handeln. Es kann jedoch auch schon ein mit Nullen ergänztes Signal sein. Wenn  $M$  beispielsweise durch 2 oder 4 teilbar ist, kann dieses für die Implementierung vorteilhaft sein, wie man später sehen wird. Die CZT lässt sich aufteilen in eine Multiplikation mit einem *Chirp*-Signal, gefolgt von einer Faltung mit einem Chirp-Signal und schließlich einer nochmaligen Multiplikation mit einem weiteren Chirp-Signal. Zur Berechnung der CZT müssen zunächst das Chirp-Signal  $\mathcal{C}$  und das frequenzverschobene Eingangssignal  $\mathcal{S}$  erzeugt werden (beide aus  $\mathbb{C}^{M_1 \times M_2 \times \dots \times M_R}$ ):

$$\mathcal{C}_{m_1, m_2, \dots, m_R} = \prod_{\varrho=1}^R e^{-j\pi \frac{(m_{\varrho}-1)^2}{L_{\varrho}^{(q-1)}}} \quad (3.43)$$

Dabei gilt  $m_{\varrho} \in \{1, \dots, M_{\varrho}\}$ . Die Einzeldimensionen sind mit  $\varrho = 1, \dots, R$  bezeichnet. Das Signal wird als „zirpend“ (engl. *chirp*) charakterisiert, da sich ein entsprechendes Audiosignal durch die quadratische Frequenzänderung so anhören würde. Es ist ebenfalls namensgebend für die Chirp-Z-Transformation. Die Verschiebung des Eingangssignal  $\mathcal{S}$  erfolgt dann gemäß:

$$\mathcal{S} = \mathcal{Y}_k \odot \mathcal{W}(-\hat{\mathbf{\Omega}}_k^{(q-1)}) \odot \mathcal{C} \quad (3.44)$$

Die Multiplikation fokussiert die Transformation  $\mathcal{W}(-\hat{\mathbf{\Omega}}_k^{(q-1)})$  um das Maximum der vorherigen Stufe. In der initialen Stufe hat es keinen Einfluss (Multiplikation mit dem neutralen Element). Außerdem erfolgt, wie zuvor beschrieben, die Multiplikation mit dem ersten Chirp-Signal  $\mathcal{C}$ . Um an dieser Stelle die Faltung effizient berechnen zu können, wird wiederum die FFT genutzt. Da die schnelle Faltung zunächst einmal eine zyklische Faltung ist, das Eingangssignal jedoch nicht zwingend zyklisch ist, müssen das Chirp-Signal  $\mathcal{C}$  und das Eingangssignal  $\mathcal{S}$  erweitert werden. Mit folgender Erweiterung erhält man die lineare Faltung:

$$\mathcal{C}'_{m_1, m_2, \dots, m_R} = \prod_{\varrho=1}^R e^{-j\pi \frac{(m_{\varrho}-M_{\varrho}-1)^2}{L_{\varrho}^{(q-1)}}} \quad (3.45)$$

$$\mathcal{S}'_{m_1, m_2, \dots, m_R} = \begin{cases} \mathcal{S}_{m_1, m_2, \dots, m_R} & m_r \leq M_{\varrho}, \varrho = 1 \dots R \\ 0 & \text{ansonsten} \end{cases} \quad (3.46)$$

Dabei läuft diesmal  $m_{\varrho} \in \{1, \dots, 2M_{\varrho}\}$  über die doppelte Anzahl an Indizes.

Jetzt kann die Faltung und die anschließende Multiplikation mit dem Chirp-Signal berechnet werden:

$$\boldsymbol{\mathcal{X}}' = \boldsymbol{\mathcal{C}}' \odot \text{IFFT}\{\text{FFT}\{\overline{\boldsymbol{\mathcal{C}}'}\} \odot \text{FFT}\{\boldsymbol{\mathcal{S}}'\}\} \quad (3.47)$$

Hier wird der Umstand genutzt, dass eine Faltung im Originalbereich einer Multiplikation im Bildbereich entspricht. Daher sind zwei FFT und eine Inverse FFT (IFFT) notwendig. Abschließend wird das Ausgangssignal wieder auf die relevante Länge gekürzt:

$$\mathcal{X}_{m_1, m_2, \dots, m_R} = \mathcal{X}'_{m_1+M_1, m_2+M_2, \dots, m_R+M_R} \quad (3.48)$$

Zusammenfassend wurden nun die folgenden Schritte durchgeführt, um die CZT effizient zu berechnen:

- Das Eingangssignal wurde mit dem Chirp-Signal  $\boldsymbol{\mathcal{C}}$  multipliziert.
- Das Resultat daraus  $\boldsymbol{\mathcal{S}}$  wurde auf  $\boldsymbol{\mathcal{S}}'$  erweitert, um den zyklischen Einfluss der FFT zu vermeiden.
- Die Faltung zwischen  $\boldsymbol{\mathcal{S}}'$  und dem zweiten Chirp-Signal  $\overline{\boldsymbol{\mathcal{C}}}'$  erfolgte durch FFT und IFFT.
- Das Faltungsergebnis wurde mit dem dritten Chirp-Signal  $\boldsymbol{\mathcal{C}}'$  multipliziert, um die CZT abzuschließen.
- Schließlich wurde das transformierte Signal  $\boldsymbol{\mathcal{X}}'$  wieder auf die Ausgangsgröße  $\boldsymbol{\mathcal{X}}$  gekürzt.

Nach der CZT wird analog zum Algorithmus von [LS96] das Maximum von  $\boldsymbol{\mathcal{X}}$  gesucht und der korrespondierende Frequenzvektor  $\tilde{\boldsymbol{f}}$  bestimmt. Die Auflösung entspricht dabei ebenfalls  $2\pi/M_\varrho$  für die jeweilige Dimension  $\varrho$ . Mit dem Frequenzvektor erfolgt dann die Verfeinerung der aktuellen Schätzung:

$$\hat{f}_{k, \varrho}^{(q)} = \hat{f}_{k, \varrho}^{(q-1)} + \frac{L_\varrho^{(0)}}{L_\varrho^{(q-1)}} \tilde{f}_\varrho \quad (3.49)$$

$$L_\varrho^{(q)} = L_\varrho^{(0)} L_\varrho^{(q-1)} \quad (3.50)$$

Da das Verhältnis von  $L_\varrho^{(0)}/L_\varrho^{(q-1)}$  in jeder Stufe kleiner wird, die Auflösung von  $\tilde{f}_\varrho$  mit  $2\pi/M_\varrho$  jedoch konstant bleibt, lässt sich so die Auflösung sukzessive verbessern. Somit entspricht die resultierende Auflösung bei einer  $Q$ -stufigen Berechnung  $2\pi/L_\varrho^{(Q)}$ . Der Gesamttablauf des Algorithmus ist in Tabelle 3.1 noch einmal zusammengefasst.

---

**Rechenoperationen insgesamt**


---

Li [LS96]	$L^R R \log_2(L)$
Liu [LL98]	$M^R [R \log_2(M) + (3^R - 1) \log_2(\frac{L}{M})]$
Diese Arbeit	$M^R [R \log_2(M) + (\log_M(L) - 1) (2 + 2^R + 2^R 3R \log_2(2M))]$

---

**Rechenoperationen pro Thread**


---

Li [LS96]	$R \log_2(L)$
Liu [LL98]	$R \log_2(M) (1 + \log_2(\frac{L}{M}))$
Diese Arbeit	$R \log_2(M) + (\log_M(L) - 1) (3 + 2R \log_2(2M))$

---

**Speicherbedarf insgesamt**


---

Li [LS96]	$L^R$
Liu [LL98]	$M^R$
Diese Arbeit	$2(2M)^R$

---

**Tabelle 3.2:** Vergleich der benötigten komplexen Multiplikation und Addition, sowie des Speicherbedarfs für die Bestimmung einer Harmonischen pro Iteration.

Das Verfahren kann noch etwas weiter beschleunigt werden, indem in der ersten Stufe ( $q = 1$ ) statt der CZT lediglich die FFT berechnet werden.

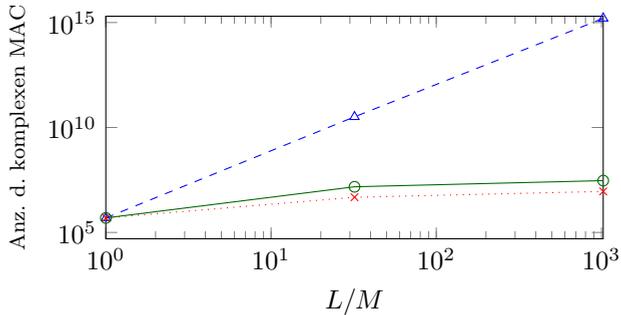
### 3.4.3 Betrachtung der Rechenkomplexität

Wie schon im vorherigen Abschnitt beschrieben, lässt sich durch die Anwendung der CZT anstelle von FFT [LS96] oder DFT [LL98] der Algorithmus an Speicherbeschränkungen bei gleichzeitigem Erhalt einer guten Nebenläufigkeit adaptieren. In diesem Abschnitt soll dieser Zusammenhang quantitativ untersucht werden.

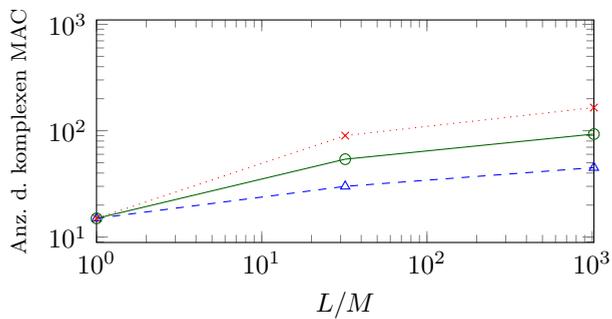
Zur Vereinfachung der Darstellung wird davon ausgegangen, dass die Größe des Signals in allen Dimensionen gleich ist, d. h.  $M = M_1 = M_2 = \dots = M_R$ . Außerdem geht man davon aus, dass die Zielauflösung in jeder Dimension  $2\pi/L$  entspricht. In Tabelle 3.2 werden der Speicherbedarf und die notwendigen Rechenoperationen pro Iteration für eine Harmonische dargestellt. Diese Darstellung ist zweckmäßig, da der Speicherbedarf unabhängig von der Anzahl der Harmonischen ist oder davon, wie viele Iterationen benötigt werden, um hinreichende Konvergenz zu erhalten. Außerdem skaliert der Rechenaufwand linear mit der Anzahl an zu ermittelnden Harmonischen und der Anzahl an Iterationen. So kann die Anzahl der Rechenoperationen für eine Iteration einer Harmonischen einfach mit deren Anzahl multipliziert werden und so erhält man die Anzahl der notwendigen Rechenoperationen für den gesamten Algorithmus. Eine Rechenoperation wird als komplexe Multiplikation und Addition (MAC, von engl. *Multiply Accumulate*) berücksichtigt. Dabei wächst der Speicherbedarf sowie im Wesentlichen auch der Gesamtrechenaufwand für das Verfahren nach Li [LS96] mit  $L^R$ . Dieser Wert kann für mehrere Dimensionen und bei steigender Auflösung schnell so groß werden, dass es auf aktueller Hardware nicht mehr berechenbar ist. Dagegen weisen das Verfahren nach Liu [LL98] und das neue Verfahren einen konstanten (d. h. auflösungsunabhängigen) Speicherbedarf auf. Außerdem wächst der Rechenaufwand nur mit  $\log_2(L/M)$  bzw.  $\log_M(L)$ . Somit zeigt die neue Methode ein besseres asymptotisches Verhalten (für alle nicht-trivialen Fälle  $1 < K < M$ ).

Für praktische Anwendungsfälle hat das Verfahren nach Liu [LL98] zwar einen etwas geringeren Gesamtrechenaufwand, jedoch lässt sich mit dem neuen Verfahren eine bessere Nebenläufigkeit erreichen und so die Anzahl der Rechenoperationen pro Thread bzw. Prozess reduzieren. Dadurch ist die Methode besonders gut auf parallelen Rechenarchitekturen (z. B. programmierbare integrierte Logikschaltung (FPGA, von engl. *Field Programmable Gate Array*) oder Grafikprozessor (GPU, von engl. *Graphics Processing Unit*)) implementierbar. Außerdem lassen sich für die Chirp-Z-Transformation Standardimplementierungen der FFT nutzen, die für viele Systeme bereits in optimierter Form zur Verfügung stehen. Bei der Bestimmung der Rechenoperationen wurde vom Algorithmus nach Cooley und Tukey, der auch als Radix-2-FFT bezeichnet wird, ausgegangen. Die Ziffer bezeichnet dabei, wie viele Werte in einem Berechnungsschritt verarbeitet werden. Durch die Verwendung einer Radix-4- oder Radix-8-FFT kann man das Verfahren nach Li [LS96] und das neue Verfahren gleichermaßen verbessern. Auf das Verfahren nach Liu [LL98] hat dies keinen Einfluss, da hier die Fouriertransformation diskret berechnet wird.

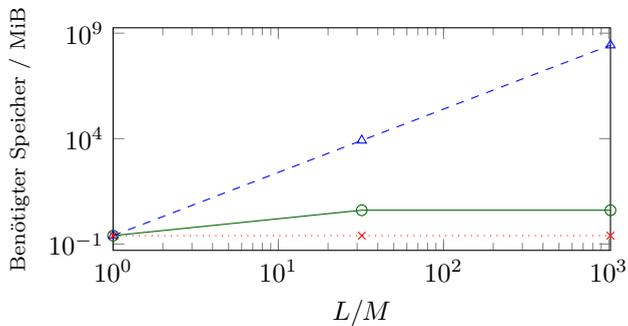
In Abb. 3.1 ist der Zusammenhang zwischen den einzelnen Verfahren hinsichtlich Rechenoperationen und Speicherbedarf visualisiert. Hierbei wird davon ausgegangen, dass das Eingangssignal über 32 Signalwerte pro Dimension ( $M = 32$ ) verfügt und sich über drei Dimensionen erstreckt ( $R = 3$ ). Es wird die gesamte Anzahl an komplexen MAC pro Harmonische und Iteration dargestellt. Außerdem folgt die



(a) Vergleich der gesamten Anzahl von komplexen Multiply-Accumulate Operationen



(b) Vergleich der Anzahl von komplexen Multiply-Accumulate Operationen pro Prozess bzw. Thread



(c) Vergleich des Speicherbedarfs

**Abbildung 3.1:** Komplexität der Berechnung einer Harmonischen innerhalb einer Iteration mit dem Verfahren nach Li [LS96] ( $-\triangle-$ ), Liu [LL98] ( $\cdots\times$ ) und der Methode ( $-\circ-$ ) aus dieser Arbeit.

Bestimmung der Anzahl an komplexen MAC, die pro Thread bzw. Prozess nötig sind. Dies ist ein direktes Maß für die mögliche Nebenläufigkeit. Darüber hinaus wird noch der Speicherbedarf in MiB aufgeführt. Diese drei Kennwerte sind in Abhängigkeit des Verhältnisses  $L/M$  aufgeführt. Anschaulich handelt es sich dabei um das Verhältnis der Auflösung die man erreichen möchte in Abhängigkeit von der Länge des Eingangssignals. Es ist zu erkennen, dass wie im vorherigen Abschnitt beschrieben, das Verfahren nach Li [LS96] einen stark wachsenden Rechenaufwand und Speicherbedarf hat. Hinsichtlich Gesamtrechenaufwand und Speicherbedarf schneidet das Verfahren nach Liu [LL98] am Besten ab. Jedoch weist es Defizite in der Parallelisierbarkeit auf und hat hinsichtlich der Implementierbarkeit Nachteile, wie im vorherigen Abschnitt beschrieben. Zusammenfassend lässt sich daher feststellen, dass das neue Verfahren einen guten Kompromiss zwischen den verschiedenen Anforderungen, nämlich Rechenaufwand, Nebenläufigkeit, Speicherbedarf und Implementierbarkeit bietet.

## 3.5 Vergleich der Verfahren

In diesem Abschnitt erfolgt eine qualitative Bewertung des Detektionsvermögens der vorgestellten Algorithmen. Hierzu kommt eine Monte-Carlo-Simulation zum Einsatz. Dabei werden synthetische Eingangsdaten  $\mathbf{y}$  für die Algorithmen generiert. Man geht von einem Sensor mit einer Arraygröße  $M = 10$  und additivem komplex normalverteiltem Rauschen aus. Aus Gründen der Übersichtlichkeit wird aus jeder Kategorie ein Algorithmus analysiert. Im Folgenden werden das Spektrogramm als Vertreter der Strahlformungsverfahren, der Burg-Algorithmus als Vertreter der AR-Modellierung, der Root-MUSIC-Ansatz als Vertreter der Unterraumverfahren und der Relax-Algorithmus als Vertreter der ML-Verfahren betrachtet. Zusätzlich ist als Referenz die Cramér-Rao-Schranke angegeben.

### 3.5.1 Cramér-Rao-Schranke

Bei der Cramér-Rao-Schranke (CRB, von engl. *Cramér Rao Bound*) handelt es sich um eine theoretische Untergrenze für die Varianz eines erwartungstreuen Schätzers [Van68]. Durch den Vergleich eines Schätzverfahrens mit der entsprechenden CRB kann die Qualität des Schätzers beurteilt werden. Es ist an dieser Stelle zu betonen, dass die Grenze nur für die getroffenen Modellannahmen gilt. Weicht beispielsweise in der Realität die Verteilung des Rauschens vom angenommenen Modell ab, so

kann die Grenze entsprechend über- beziehungsweise unterschritten werden. Zur Bestimmung der CRB bietet folgende Gleichung die Grundlage:

$$\sigma_{\theta}^2 \geq \mathbb{E}^{-1} \left\{ \left[ \frac{\partial \ln p(\mathbf{y}|\theta)}{\partial \theta} \right]^2 \right\} \quad (3.51)$$

Wobei  $\mathbb{E}$  der Erwartungswert und  $p(\mathbf{y}|\theta)$  die bereits beschriebene Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion ist (siehe Gl. (3.32)). Die Herleitung erfolgt dabei mithilfe der Cauchy-Schwarz-Ungleichung [Van68]:

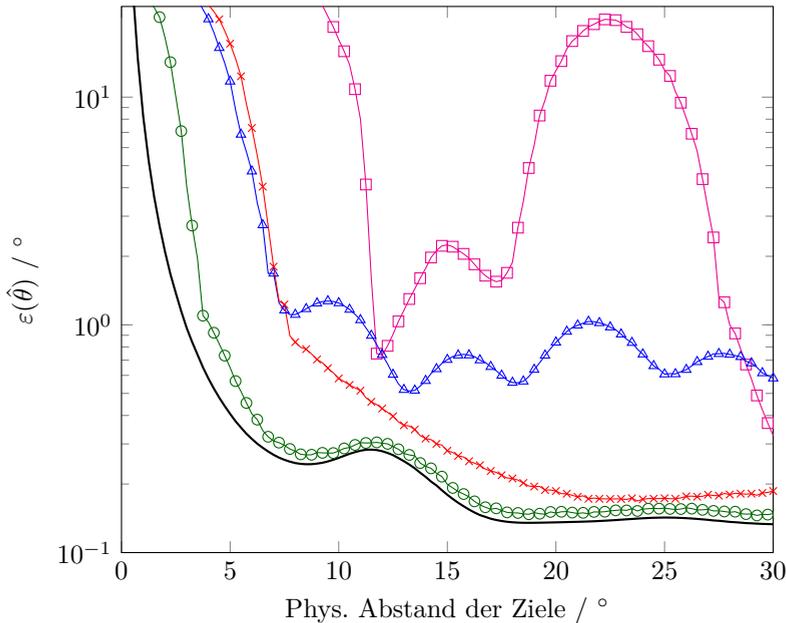
$$\underbrace{\mathbb{E}^2 \left\{ \left( \hat{\theta}(\mathbf{y}) - \theta \right) \frac{\partial \ln p(\mathbf{y}|\theta)}{\partial \theta} \right\}}_1 \leq \underbrace{\mathbb{E} \left\{ \left( \hat{\theta}(\mathbf{y}) - \theta \right)^2 \right\}}_{\sigma_{\hat{\theta}}^2} \cdot \mathbb{E} \left\{ \left( \frac{\partial \ln p(\mathbf{y}|\theta)}{\partial \theta} \right)^2 \right\} \quad (3.52)$$

Zur Evaluierung dieser Gleichung für Gruppenantennen sei an dieser Stelle auf die bestehende Literatur verwiesen [SM97; SN89].

### 3.5.2 Simulation zur Separierbarkeit

Die erste Simulation betrachtet die Separierung von zwei Zielen, die nah beieinander sind. Hierbei handelt es sich für Automobilanwendungen um ein besonders kritisches Szenario. Man stelle sich eine Straße mit Leitplanke vor, auf der ein Fahrzeug in der eigenen Fahrspur liegen geblieben ist. Nun ergibt sich die Fragestellung, ab welcher Entfernung können Leitplanke und Fahrzeug unabhängig voneinander detektiert werden. Der Abstand im Winkel ergibt sich dabei näherungsweise aus dem lateralen Abstand und der Entfernung  $\Delta\theta \approx \Delta y/r$ . Zur Auswertung wird die RMSE der Winkelbestimmung  $\varepsilon(\hat{\theta})$  in Abhängigkeit des Abstands der beiden Ziele betrachtet. Die Position der Ziele wird dabei in jedem Monte-Carlo-Lauf gleichmäßig über den gesamten Winkelbereich variiert. Beide Ziele haben die gleiche Reflektivität und der Signal-zu-Rausch-Abstand (SNR, von engl. *Signal-to-Noise Ratio*)  $|A|/\sigma$  beträgt 20 dB.

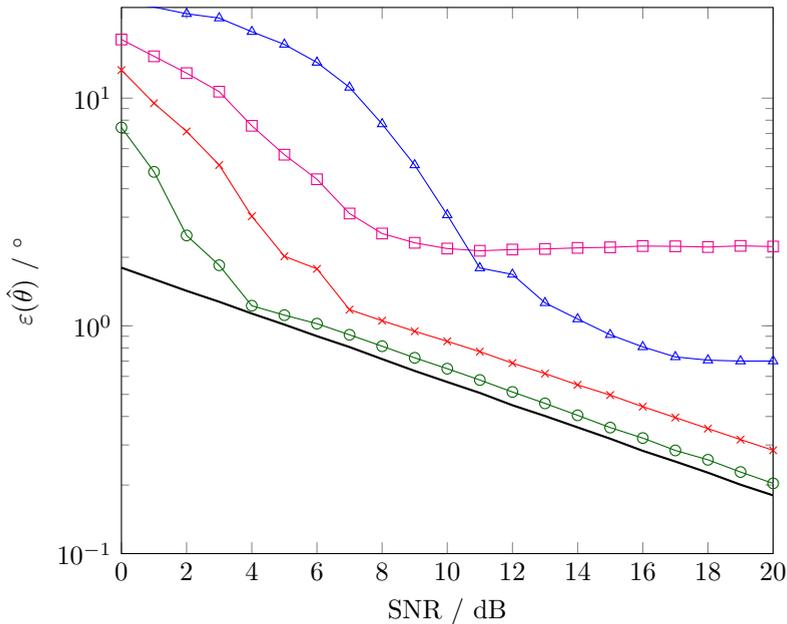
Die Ergebnisse sind in Abb. 3.2 visualisiert. Der Relax-Algorithmus zeigt dabei über den gesamten Separationsbereich die besten Ergebnisse und erreicht fast die CRB. Das Root-MUSIC-Verfahren zeigt für große Separation ebenfalls sehr gute Ergebnisse, ist aber gerade im kritischen Bereich der geringen Abstände der AR-Modellierung leicht unterlegen. Auf der anderen Seite bleibt bei der AR-Modellierung ein größerer Restfehler bestehen. Das Spektrogramm ist weit abgeschlagen und führt bei Abständen von über  $20^\circ$  noch zu Fehlern in derselben Größenordnung.



**Abbildung 3.2:** Vergleich des Wurzel des mittleren quadratischen Fehlers (RMSE, von engl. *Root-Mean-Square Error*) bei der Winkelbestimmung in Abhängigkeit des Abstands zweier Ziele zwischen Spektrogramm ( $\square$ ), Burg-Algorithmus ( $\triangle$ ), Root-MUSIC-Verfahren ( $\times$ ) und Relax-Algorithmus ( $\circ$ ). Zusätzlich ist die Cramér-Rao-Schranke ( $\text{—}$ ) angegeben.

### 3.5.3 Simulation zur Robustheit bei Rauschen

Die zweite Simulation betrachtet den Einfluss des additiven Rauschens. Durch starken Regen kann das Rauschen im Radarsignal aufgrund von sogenanntem *Clutter*, d. h. aufgrund ungewollter schwacher Reflexionen an den Regentropfen, erhöht werden. Außerdem können Verschmutzungen am Radar durch Staub und Schnee das eigentliche Nutzsignal dämpfen und so die Sensitivität herabsetzen. In beiden Fällen steigt die Rauschleistung gegenüber der Nutzsignalleistung an. Das bedeutet, dass sich das SNR verschlechtert. Um diesen Sachverhalt zu untersuchen, werden wieder zwei synthetische Ziele mit gleicher Reflektivität, jedoch diesmal mit einem konstanten Abstand von  $15^\circ$ , generiert. Anschließend wird das SNR zwischen 0 und 20 dB variiert.



**Abbildung 3.3:** Vergleich des RMSE bei der Winkelbestimmung in Abhängigkeit des SNR zwischen Spektrogramm (□), Burg-Algorithmus (△), Root-MUSIC-Verfahren (×) und Relax-Algorithmus (○). Zusätzlich ist die Cramér-Rao-Schranke (—) angegeben.

In Abb. 3.3 werden die Ergebnisse dargestellt. Der Relax-Algorithmus nähert sich beim niedrigsten SNR der CRB an. Darauf folgt das Root-MUSIC-Verfahren. Es ist auffällig, dass bei niedrigem SNR das Spektrogramm bessere Ergebnisse liefert als der Burg-Algorithmus. Erst ab einem SNR von etwa 10 dB wird der Burg-Algorithmus besser und eignet sich somit nur für die Detektion bei gutem SNR.

## 3.6 Zusammenfassung

In diesem Kapitel wurden wesentliche Aspekte der digitalen Signalverarbeitung bei Automobilradaren betrachtet. Dazu wurden verschiedene Detektionsalgorithmen vergleichend beschrieben. Aufgrund der Vielzahl an Ansätzen, die in der Literatur beschrieben sind, wurden die verschiedenen Methoden nach Kategorien sortiert und repräsentative Vertreter jeder Kategorie vorgestellt. Bei der ersten Kategorie handelt

es sich um die in Abschnitt 3.1 beschriebenen Strahlformungsalgorithmen. Hierbei werden einzelne Empfangskanäle miteinander verrechnet, wie man ein Phased-Array sendeseitig mit Signal beaufschlagen würde. Daher bezeichnet man es als Strahlformung. Diese Verfahren generieren eine winkelabhängige Amplitude. Aus diesen müssen anschließend mit einem geeigneten Verfahren, wie beispielsweise CFAR, die Detektionen extrahiert werden. Das Spektrogramm zeichnet sich dabei durch die effiziente Berechenbarkeit mittels FFT aus, während der Capon Strahlformer eine bessere Trennschärfe ermöglicht. Insgesamt sind die Strahlformungsverfahren jedoch eher am unteren Ende der Skala hinsichtlich des Auflösungsvermögens einzuordnen. Einen guten Kompromiss zwischen Rechenaufwand und Auflösungsvermögen bietet die autoregressive Modellierung, die in Abschnitt 3.2 beschrieben ist. Zunächst wird dazu ein Polynom bestimmt, welches das Empfangssignal beschreibt. Sobald das Polynom vorliegt, lässt sich das Empfangssignal durch Prädiktion virtuell verlängern, was zu einer höheren Auflösung bei Strahlformern führt oder man kann mittels Nullstellensuche direkt die Detektionen aus dem Polynom ableiten. Im Rahmen dieser Arbeit wurde der bekannte Burg Algorithmus dahingehend erweitert, dass er sich auch für teilweise unbekannte Phasenbezüge anwenden lässt und sich somit gut für den Betrieb im Sende-Multiplex eignet (siehe Abschnitt 2.3.5). Außerdem wurde gezeigt, dass das AR-Modell eine Alternative zur Dekonvolution bei mechanisch schwenkenden Radaren bietet. In Abschnitt 3.3 werden die Unterraumverfahren vorgestellt, welche einen guten Kompromiss zwischen Detektionsvermögen und Rechenaufwand bieten. Diese Verfahren spielen ihre Stärke vor allem in langsam veränderlichen Umfeldern, wie beispielsweise bei Mobilfunk-Applikationen aus. Sie haben im mehrdimensionalen Fall einen sehr großen Speicherbedarf. Das beste Detektionsvermögen können Maximum-Likelihood-Ansätze liefern (siehe Abschnitt 3.4). Das ML-Problem lässt sich für praktische Anwendungen nicht direkt lösen, da die Dimensionalität viermal größer ist als die Anzahl der zu bestimmenden Detektionen. Da das Signal die Überlagerung einer Vielzahl periodischer Signale ist, ist das Problem zudem stark multimodal. Daher wird in dieser Arbeit ein iterativer Ansatz, der sogenannte Relax-Algorithmus verwendet. Dieser wird im Rahmen der Arbeit so erweitert, dass auch bei begrenztem Speicher eine hohe Nebenläufigkeit erreicht werden kann, da bisherige Implementierungen im mehrdimensionalen Fall, entweder unzulässig viel Speicher benötigen oder eine schlechte Nebenläufigkeit erzielen. Dies wird durch eine quantitative Analyse bestätigt. Abschließend werden die verschiedenen Arten von Algorithmen mithilfe einer Monte-Carlo-Simulation in Abschnitt 3.5 verglichen. Hierbei kann gezeigt werden, dass die Maximum-Likelihood-Ansätze das beste Detektionsvermögen aufweisen.

# Kapitel 4

## Kalibrierung von Radarsensoren

In diesem Kapitel wird die Fragestellung adressiert, wie sich Antennenarray und Empfangspfad des Radarsensors kalibrieren lassen. Dies ist notwendig, damit die in Kapitel 2 getroffenen Modellannahmen erfüllt sind. Ist dies nicht der Fall, kann es zu einer Verschlechterung des Detektionsvermögens bis hin zu einem unbrauchbaren System kommen. Diese Art der Kalibrierung ist vergleichbar mit der intrinsischen Kalibrierung eines Kamerasystems [HZ03]. Für die Bestimmung der Einbauposition und -orientierung, was der extrinsischen Kalibrierung eines Kamerasystems entspricht, gibt es ebenfalls geeignete Ansätze, die jedoch nicht Thema dieser Arbeit sind [KBD<sup>+</sup>15]. Um den Radarsensor zu kalibrieren wird zunächst betrachtet, wie sich die Gruppenantenne an sich kalibrieren lässt. Dazu werden in dieser Arbeit experimentelle Ergebnisse eines 77 GHz Radars präsentiert. Anschließend wird beschrieben, welche Einflussfaktoren noch berücksichtigt werden müssen, um vom digitalisierten Signal Rückschlüsse auf das reflektierende Objekt zu ermöglichen. Zudem werden Modelle beschrieben, wie sich die Reflexionen statistisch modellieren lassen.

### 4.1 Kalibrierung von Gruppenantennen

Bislang wurde in Kapitel 3 davon ausgegangen, dass sich jedes Antennenelement der Gruppenantenne gleich verhält. Das bedeutet, dass für eine gegebene Feldstärke jeder Empfangspfad die gleiche digitale Amplitude und Phase zurückliefert. Dies ist in der Praxis nicht der Fall, es verhält sich jedes Antennenelement individuell. Es existiert ein spezifischer Skalierungsfaktor zwischen Feldstärke und Fußpunktspannung pro Antennenelement. Dieser Skalierungsfaktor wird auch als Antennengewinn bezeichnet (siehe Abschnitt 2.1.1). Man spricht an dieser Stelle von Gewinn, da der Faktor in der Regel größer als eins ist. Er wird typischerweise bezüglich eines isotropen Kugelstrahlers angegeben. Dabei handelt es sich um ein theoretisches Konstrukt eines omnidirektionalen Punktstrahlers ohne jegliche Richtcharakteristik. In einem

Array unterscheiden sich der Gewinn und die Bezugsphase jeder Antenne aufgrund von Toleranz in Metallisierung, Substrat und Fertigungsprozess. Außerdem kommt es zu einer gegenseitigen Verkopplung zwischen den einzelnen Antennenelementen. Dies geschieht allein schon dadurch, dass die einzelnen Antennenelemente nebeneinander liegen und bei einer sehr hohen Frequenz betrieben werden. Verstärkt wird der Effekt noch dadurch, dass aufgrund des Schaltungslayouts die einzelnen Zuleitungen teilweise parallel verlaufen.

### 4.1.1 Verfahren zur Kalibrierung

Zur Kalibrierung der Gruppenantenne wird eine geeignete mathematische Beschreibung benötigt. An dieser Stelle wird davon ausgegangen, dass eine lineare Abbildung ausreichend ist, um die Kalibrierung zu beschreiben. Hierbei handelt es sich um einen gängigen Ansatz, um das Kopplungsverhalten passiver Schaltungsteile zu beschreiben [Sch99]. Der Zusammenhang zwischen dem fehlerfreien Empfangsvektor  $\mathbf{y}$  und den durch Antenneneinflüsse veränderten Empfangsvektor  $\mathbf{y}_C$  lässt sich wie folgt beschreiben:

$$\mathbf{y}_C = \mathbf{C} \cdot \mathbf{y} \quad (4.1)$$

Dabei stellt  $\mathbf{C}$  die Kalibriermatrix dar. Multipliziert man nun einen durch Antenneneinflüsse veränderten Vektor  $\mathbf{y}_C$  mit der Inversen von  $\mathbf{C}$ , so erhält man wieder das Ausgangssignal.

Geht man davon aus, dass es nicht zu einer Verkopplung der einzelnen Empfangspfade kommt, so hat  $\mathbf{C}$  nur Elemente auf der Hauptdiagonalen:

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} c_{1,1} & & & \\ & \ddots & & \\ & & \ddots & \\ & & & c_{M,M} \end{bmatrix} \quad (4.2)$$

Sobald man eine oder mehrere Messungen mit bekanntem Referenzsignal hat, lassen sich die Parameter  $c_{1,1}, \dots, c_{M,M}$  im Sinne der kleinsten Quadrate approximieren:

$$\hat{c}_{m,m} = \arg \min_{c_{m,m}} |y_{C,m} - c_{m,m} y_m|^2 \quad (4.3)$$

Es ist leicht ersichtlich, dass diese Berechnung für jeden Kanal  $m = 1, \dots, M$  unabhängig von den anderen Kanälen erfolgen kann.

Möchte man dagegen auch die Verkopplung zwischen den einzelnen Empfangspfaden betrachten, ist die Matrix  $\mathbf{C}$  ungünstigsten Falls vollständig besetzt:

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} c_{1,1} & \cdots & c_{1,M} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{M,1} & \cdots & c_{M,M} \end{bmatrix} \quad (4.4)$$

Im Allgemeinen nimmt für reale Arrays die Größe der Einträge, je weiter diese von der Hauptdiagonalen entfernt sind ab, da die Verkopplung zwischen unmittelbar benachbarten Empfangspfaden größer ist als zwischen jenen mit größerem Abstand. Die Matrix  $\mathbf{C}$  lässt sich analog zur Gl. (4.3) mittels der Methode der kleinsten Quadrate approximieren [PK91]:

$$\hat{\mathbf{C}} = \arg \min_{\mathbf{C}} \sum_q \left\| \mathbf{y}_C^{(q)} - \mathbf{C} \mathbf{y}^{(q)} \right\|_F^2 \quad (4.5)$$

Dabei sind  $q = 1, \dots, Q$  die einzelnen Messungen mit den verschiedenen Winkeln zwischen Sensor und Referenzziel.

Wie im folgenden Abschnitt 4.1.2 gezeigt wird, ändert sich die Amplitude aufgrund des Antennendiagramms über den Winkel. Diese Eigenschaft lässt sich nicht durch die Matrix  $\mathbf{C}$  alleine berücksichtigen [See94]. Daher ist es notwendig, einen weiteren Parameter  $\boldsymbol{\eta}$  einzuführen:

$$\hat{\mathbf{C}} = \arg \min_{\mathbf{C}} \sum_q \left\| \boldsymbol{\eta}_q \mathbf{y}_C^{(q)} - \mathbf{C} \mathbf{y}^{(q)} \right\|_F^2 \quad (4.6)$$

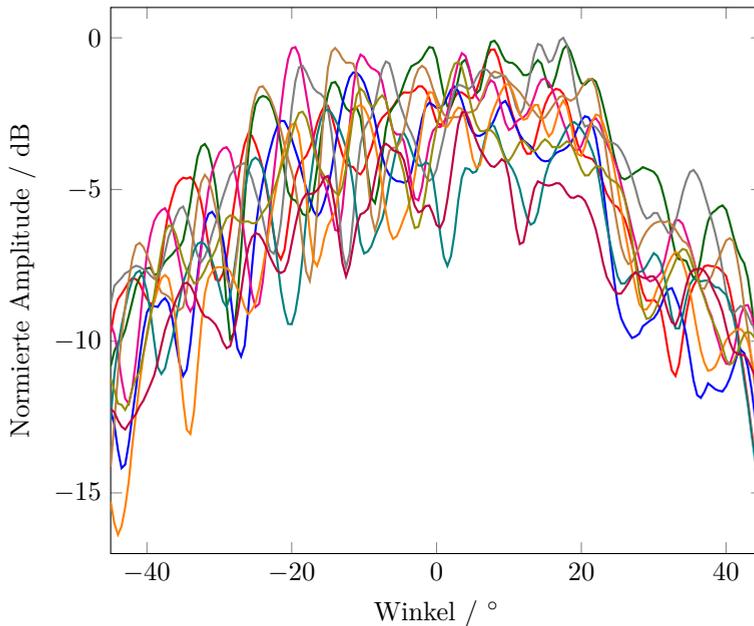
Da in diesem Fall bereits  $\mathbf{C} = \mathbf{0}$  und  $\boldsymbol{\eta} = \mathbf{0}$  eine ideale Lösung darstellen, muss zusätzlich die Nebenbedingung  $\|\boldsymbol{\eta}\|^2 = 1$  angewandt werden. Weitere Ansätze in der Literatur machen sich die in [See94] postulierte Kolinearität zwischen  $\mathbf{y}_C$  und  $\mathbf{C} \mathbf{y}$  zu Nutze. Dazu wird das Produkt  $\mathbf{y}_C \mathbf{C} \mathbf{y}$  maximiert [Kor03]:

$$\hat{\mathbf{C}} = \arg \min_{\mathbf{C}} \sum_q \left\| \mathbf{y}_C^{(q)} \right\|_F^2 \left\| \mathbf{C} \mathbf{y}^{(q)} \right\|_F^2 - \left\| \mathbf{y}_C^{(q)} \mathbf{C} \mathbf{y}^{(q)} \right\|_F^2 \quad (4.7)$$

In dieser Metrik ist der vordere Teil notwendig, damit nicht eine triviale Lösung mit einer unendlich großen Matrix  $\mathbf{C}$  erzeugt wird. Die Metrik hat ihren Ursprung in der Cauchy-Schwarzschen Ungleichung:

$$\left\| \mathbf{y}_C^{(q)} \right\|_F^2 \left\| \mathbf{C} \mathbf{y}^{(q)} \right\|_F^2 \geq \left\| \mathbf{y}_C^{(q)} \mathbf{C} \mathbf{y}^{(q)} \right\|_F^2 \quad (4.8)$$

So ist sichergestellt, dass die Metrik immer größer Null ist und mit zunehmender Kolinearität kleiner wird. Welches Verfahren jeweils die besten Ergebnisse liefert, hängt dabei stark von der Qualität der Referenzmessungen ab [Sch10].

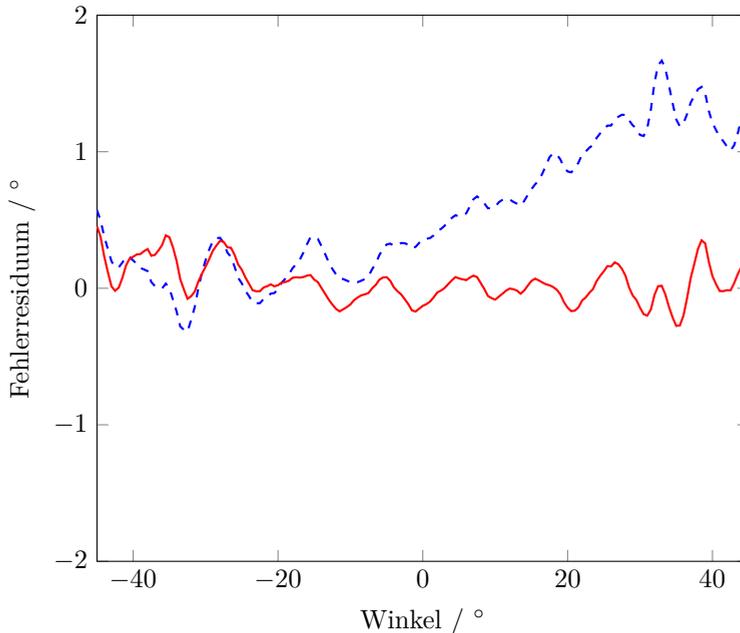


**Abbildung 4.1:** Exemplarische Darstellung der Empfangsamplitude eines Arrays mit 10 Elementen in Abhängigkeit vom Winkel (normiert auf die größte Amplitude). Die einzelnen Kanäle sind dabei mit unterschiedlichen Farben dargestellt.

### 4.1.2 Experimentelle Ergebnisse

Zur Bestimmung der Kalibrierung müssen Referenzmessungen erzeugt werden. Dazu wird ein Ziel unter verschiedenen Winkeln angemessen. Das Referenzziel sollte dabei ein konstantes Rückstreuverhalten aufweisen. Idealerweise eignen sich dazu kugelförmige Ziele mit metallischer Oberfläche. Wichtig ist außerdem, dass sich das Referenzziel im Fernfeld befindet, da von einer ebenen Wellenfront ausgegangen wird (siehe Abschnitt 2.3.4). Im besten Fall ist der Abstand zwischen Sensor und Ziel um mindestens eine Größenordnung größer als die Abmessungen von Ziel und Sensorapertur.

Die in diesem Abschnitt präsentierten, experimentellen Ergebnisse wurden mit einem 77 GHz Radar der Firma Astyx mit einer Bandbreite von 500 MHz erzeugt. Dabei kamen ein Sendekanal und 10 Empfangskanäle in einem uniformen Array zum Einsatz. Als Referenzziel wurde eine Aluminiumkugel mit  $-11$  dBsm (d. h.  $\text{m}^2$  in dB) verwendet. Der Abstand zwischen Sensor und Referenzziel betrug 7 m. Um



**Abbildung 4.2:** Vergleich des Fehlerresiduums im Winkel für eine Kalibrierung, bei der die Matrix  $\mathbf{C}$  nur Elemente auf der Hauptdiagonalen hat (---) und bei der die Matrix  $\mathbf{C}$  vollständig besetzt ist (—).

keinen Einfluss durch Mehrwegeausbreitung zu haben, wurde die Messung in einer reflexionsfreien Kammer durchgeführt. In Abb. 4.1 sind die Amplituden der einzelnen Empfangskanäle über den Winkel aufgetragen. Jeder Kanal wird dabei durch eine andere Farbe repräsentiert. Die Werte wurden auf die maximale Amplitude aller Kanäle normiert. An diesem Beispiel lassen sich drei Phänomene veranschaulichen:

- Die Amplitude nimmt insgesamt mit größerem Winkel ab, da man von der Hauptstrahlrichtung des Radars abweicht.
- Die Amplitude der einzelnen Kanäle variiert in Abhängigkeit des Winkels. Hierbei handelt es sich um die Charakteristik des Antennendiagramms.
- Das Diagramm ist asymmetrisch, was besonders bei  $\pm 30^\circ$  auffällt. Dabei handelt es sich um Nichtidealitäten aufgrund des Hardwaredesigns und Fertigungstoleranzen.

Ziel der Kalibrierung ist es nun, die Fehler des Empfangspfades in Amplitude und Phase zu kompensieren. Somit soll das Array möglichst eine konstante Amplitude und lineare Phase liefern. Der Unterschied zwischen der Korrektur der Einzelkanäle mittels kleinster Quadrate und der Verwendung der vollständigen Verkopplungsmatrix ist in Abb. 4.2 visualisiert. Zur Bestimmung der Verkopplungsmatrix wurde das Verfahren nach See [See94] angewendet. Dabei wird der verbleibende Winkelfehler einer Detektion für unterschiedliche Winkel dargestellt. Bei der vollständigen Verkopplungsmatrix liegt der absolute Fehler im Mittel bei  $0,1^\circ$  und bleibt dauerhaft unter  $0,5^\circ$ . Dagegen liegt er für eine Korrektur der Einzelelemente im Mittel bei  $0,6^\circ$  und steigt im schlimmsten Fall auf  $1,7^\circ$  an. Dies deckt sich mit den Nichtidealitäten, die in Abb. 4.1 identifiziert werden konnten.

## 4.2 Analoger Signalpfad und Radarquerschnitt

Der Zusammenhang zwischen Feldstärke und Antennenfußpunktspannung wurde bereits in Abschnitt 4.1 beschrieben. In diesem Abschnitt folgt eine Betrachtung der weiteren Einflussfaktoren, die dafür verantwortlich sind, dass eine bestimmte Antennenspannung in einem bestimmten digitalen Abtastwert resultiert. Dieser Zusammenhang ist wichtig, um mithilfe der Radargleichung Gl. (2.1) den Radarquerschnitt eines detektierten Ziels zu bestimmen. Wie in Abschnitt 2.1 noch gezeigt wurde, ist der Radarquerschnitt eine wichtige Größe, um für nachfolgende Verarbeitungsschritte eine Existenzwahrscheinlichkeit abzuleiten.

### 4.2.1 Einflussfaktoren im analogen Signalpfad

In diesem Abschnitt soll der Einfluss eines frequenzselektiven Verhaltens im Send- und Empfangspfad analysiert werden. Dabei ist es zweckmäßig, zwischen Hoch- und Zwischenfrequenzteil zu unterscheiden. Nichtlinearitäten, die im Hochfrequenzteil induziert werden, führen dabei im Allgemeinen zu einer Herabsetzung der Gesamtsensitivität und damit verbunden zu einer Verschlechterung des Detektionsvermögens, während sich ein frequenzselektives Verhalten im Zwischenfrequenzteil auf einzelne Entfernungen und Dopplergeschwindigkeiten unterschiedlich auswirkt. Das ist darin begründet, dass aus der Zwischenfrequenz die Entfernung und Dopplergeschwindigkeit der Detektionen abgeleitet wird, wie in Abschnitt 2.2 beschrieben.

Für den Hochfrequenzteil ist es wichtig, dass bei der Frequenzsynthese eine sehr lineare Frequenzrampe mit geringem Phasenrauschen erzeugt wird, da eine instabile Frequenz zu Unschärfe in der Entfernungsbestimmung führt, welche sich nicht

kompensieren lässt [PSG<sup>+</sup>03; WSJ06]. Grund hierfür ist, dass bei einer nichtlinearen Frequenzrampe eine ungewollte Frequenzmodulation der Zwischenfrequenz entsteht. Dadurch können sogenannte Geisterziele (d. h. Fehldetektionen) entstehen und mehrere Ziele zu einem verschmelzen. Dieser Vorgang ist im Allgemeinen nicht invertierbar. Eine ähnliche Auswirkung hat eine nicht konstante Amplitude des Hochfrequenzsignals. Eine Fluktuation in der Amplitude des Hochfrequenzsignals wirkt sich als multiplikativer Fehler aus und erhöht so das Rauschen beziehungsweise reduziert die Sensitivität.

Im Zwischenfrequenzteil muss man ebenfalls Nichtlinearitäten vermeiden, da eine nichtlineare Übertragungsfunktion im Frequenzbereich zu einer Verschiebung führt und die Verschiebung wiederum zu einer anderen Entfernung dekodiert wird. Darüber hinaus muss zur Bestimmung des Radarquerschnitts das frequenzselektive Verhalten des Pfads berücksichtigt werden. In der Radargleichung (Gl. (2.1)) ist der Radarquerschnitt bezüglich der Leistungen am Antennenfußpunkt definiert. Allerdings lässt sich dies nur für den Fall eines einzelnen Ziels sinnvoll auswerten. Dazu muss betrachtet werden, wie sich aus einer gewissen Spannung an der Antenne ein gewisser Abtastwert ergibt. Dieser Pfad ist in Abb. 2.8 skizziert. Zunächst einmal erfolgt der Mischvorgang mit einer bestimmten Verstärkung [HTS<sup>+</sup>12]. Während man bis zum Mischvorgang noch ein möglichst konstantes Übertragungsverhalten anstrebt, folgen zwei Elemente im Empfangspfad, bei denen das frequenzselektive Verhalten explizit gewünscht ist. Das erste Element ist der sogenannte *Equalizer*. Dabei handelt es sich um einen Hochpassfilter, der sicherstellt, dass Ziele in großer Entfernung in etwa die gleiche Leistung haben, wie Ziele in naher Entfernung. Wie Gl. (2.1) zu entnehmen ist, reduziert sich die Leistung mit  $r^4$ . Somit ist dieser Schritt notwendig, um weit entfernte Ziele ähnlich gut, wie nahe Ziele detektieren zu können. Das zweite Element ist ein Tiefpass, welcher Mehrdeutigkeiten unterdrücken soll. Bei sehr weit entfernten Zielen, könnte ansonsten das Empfangssignal der Rampe  $p$  mit dem Sendesignal der Rampe  $(p + 1)$  gemischt werden und so eine Zwischenfrequenz proportional zu einer deutlich geringeren Entfernung entstehen. Beide Filter können mit einem Verstärker kombiniert sein. Schließlich folgt noch der A/D-Umsetzer mit Anti-Aliasing-Filter, der einen gewissen Umsetzungsfaktor zwischen analoger Spannung und Digitalwert hat. Zudem kann durch das Anti-Aliasing-Filter noch eine zusätzliche Frequenzselektivität in den Signalpfad eingebracht sein.

Um für ein detektiertes Signal den Radarquerschnitt zu bestimmen, müssen alle Übertragungsfunktionen der zuvor beschriebenen Bestandteile des Zwischfrequenz-Signalpfads multipliziert werden. Anschließend muss anhand der detektierten Entfernung die korrespondierende Zwischenfrequenz ermittelt werden (siehe Gl. (2.11)). Mithilfe der Zwischenfrequenz lässt sich dann aus der Gesamtübertragungsfunktion der entsprechende Skalierungsfaktor bestimmen. Anschließend wird der digitale Amplitudenwert mit dem Skalierungsfaktor multipliziert, um die Spannung bzw. Leistung am Antennenfußpunkt zu bestimmen und über die Radargleichung den

Radarquerschnitt zu ermitteln. Bezeichnet man die Gesamtfunktion des Skalierungsfaktors mit  $g(r)$  in Abhängigkeit der Entfernung  $r$ , so lässt sich für die Detektion  $k$  der Radarquerschnitt wie folgt ermitteln:

$$\hat{\sigma}_{\text{RCS},k} = g(\hat{r}_k) \hat{A}_k \quad (4.9)$$

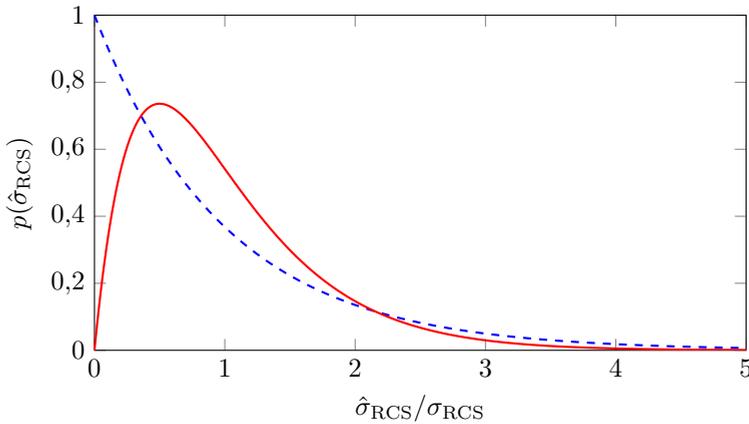
Ein Alternative zur analytischen Bestimmung der Übertragungsfunktion ist die experimentelle Ermittlung. Dazu wird ein Ziel mit definiertem Radarquerschnitt in unterschiedlichen Abständen zum Sensor platziert und so der Skalierungsfaktor in Abhängigkeit zur Entfernung bestimmt. Die Funktion  $g(r)$  kann durch die verschiedenen Komponenten im Empfangspfad sehr komplex werden und es kann daher zweckmäßig sein die Funktion durch die Interpolation einer Look-Up-Tabelle zu approximieren. Hierbei ist zu beachten, dass ein reflektierender Untergrund (z. B. Asphalt) zu Mehrwegeausbreitung führt [Die13]. Durch konstruktive und destruktive Interferenz des direkten Signals mit dem über den Bodenpfad reflektierten Signal, oszilliert die detektierte Amplitude in Abhängigkeit von der Entfernung. Daher müssen beide Einhüllenden bestimmt und deren Mittelwert ermittelt werden, um die korrekte Übertragungsfunktion zu erhalten.

## 4.2.2 Modellierung des Radarquerschnitts

Bei realen Anwendungen kommt es zu einer Fluktuation im Radarquerschnitt. Dies liegt unter anderem daran, dass die zu detektierenden Objekte nicht rotations-symmetrisch sind und aus einer Vielzahl von Streuzentren bestehen, die nur unter bestimmten Blickwinkeln sichtbar sind. Diese Fluktuation lässt sich durch geeignete Modelle beschreiben. Die in der Literatur weit verbreiteten Ansätze hierzu sind die Swerling-Modelle [Swe60]. Dabei handelt es sich um Chi-Quadrat-Verteilungen, die ursprünglich als Modelle für die Luftfahrt entwickelt wurden. Es hat sich jedoch herausgestellt, dass die Modelle sowohl auf Fahrzeuge [HSS<sup>+</sup>12] als auch Fußgänger [SKM<sup>+</sup>13] übertragbar sind. Da die Modelle Swerling II und Swerling IV primär für Impulsradare entwickelt wurden, sind für automotiv Anwendungen mit frequenz-modulierten Dauerstrichradaren vor allem die Modelle Swerling I und Swerling III relevant. Das Swerling I Modell eignet sich für Objekte, welche eine Vielzahl von ähnlichen Streuzentren besitzen:

$$p_{\text{I}}(\hat{\sigma}_{\text{RCS}}) = \frac{1}{\sigma_{\text{RCS}}} e^{-\hat{\sigma}_{\text{RCS}}/\sigma_{\text{RCS}}} \quad (4.10)$$

Dabei bezeichnet  $\hat{\sigma}_{\text{RCS}}$  den gemessenen Radarquerschnitt der betrachteten Detektion und  $\sigma_{\text{RCS}}$  den durchschnittlichen Radarquerschnitt des Objekts.



**Abbildung 4.3:** Darstellung der Wahrscheinlichkeiten von Swerling I (---) und Swerling III (—) für einen bestimmten Radarquerschnitt.

Das Swerling III Modell beschreibt Objekte, die ein dominantes Streuzentrum aufweisen:

$$p_{\text{III}}(\hat{\sigma}_{\text{RCS}}) = \frac{4\hat{\sigma}_{\text{RCS}}}{\sigma_{\text{RCS}}^2} e^{-2\hat{\sigma}_{\text{RCS}}/\sigma_{\text{RCS}}} \quad (4.11)$$

In Abb. 4.3 sind die Verteilungen von Swerling I und Swerling III dargestellt. Es ist zu erkennen, dass bei Swerling I die Auftretenswahrscheinlichkeit für größere Radarquerschnitte kontinuierlich abnimmt. Dagegen ist bei Swerling III eine Häufung rund um das dominante Streuzentrum vorhanden.

## 4.3 Zusammenfassung

Dieses Kapitel beschäftigt sich mit der Kalibrierung von Radarsystemen. Dabei wurden zwei Aspekte betrachtet. Zum einen wurde in Abschnitt 4.1 die Kalibrierung von Gruppenantennen betrachtet. Zum anderen wurde in Abschnitt 4.2 die Kalibrierung des Signalpfads zur korrekten Ermittlung des Radarquerschnitts von Detektionen beschrieben. Die Kalibrierung der Gruppenantenne ist notwendig, da reale Antennen einen gewissen Skalierungsfaktor bezüglich Amplitude und Phase aufweisen. Da dieser Faktor auch von den benachbarten Komponenten auf der Leiterplatte sowie Fertigungstoleranzen im Herstellungsprozess abhängt, muss dies ebenfalls berücksichtigt werden. Die Kalibrierung wird mithilfe eines Referenzziels

durchgeführt, welches unter unterschiedlichen Winkeln angemessen wird. Dabei kommen zwei Kalibrieransätze in Frage. Bei dem ersten wird jeder Kanal individuell betrachtet. Bei dem zweiten wird auch die elektromagnetische Verkopplung zwischen Antennenelementen und Zuleitungen berücksichtigt. Im Rahmen dieser Arbeit wurde der Zusammenhang zwischen Kalibrierung und systematischem Messfehler analysiert und Experimentaldaten eines 77 GHz Radars vorgestellt. Für einen Radarsensor mit 10 Kanälen führt die Einzelbetrachtung zu einem Residuumsfehler von durchschnittlich  $0,6^\circ$  bei der Winkelbestimmung. Während die Berücksichtigung der Verkopplung den durchschnittlichen Restfehler bei der Winkelbestimmung auf  $0,1^\circ$  reduzieren kann. Die Kalibrierung des Signalpfads ist notwendig, da Entfernung und Dopplergeschwindigkeit frequenzkodiert sind und im Empfangspfad frequenzselektive Komponenten enthalten sind. Somit entsteht ein entfernungsabhängiger Fehler bei der Bestimmung des Radarquerschnitts. Der Radarquerschnitt wiederum ermöglicht Rückschlüsse auf das detektierte Objekt. Dabei ist jedoch zu beachten, dass der Radarquerschnitt auf keinen Fall statisch ist, sondern von Betrachtungswinkel und Mehrwegeausbreitung abhängt. Für dieses Verhalten liefern die Swerling-Modelle eine statistische Beschreibung.

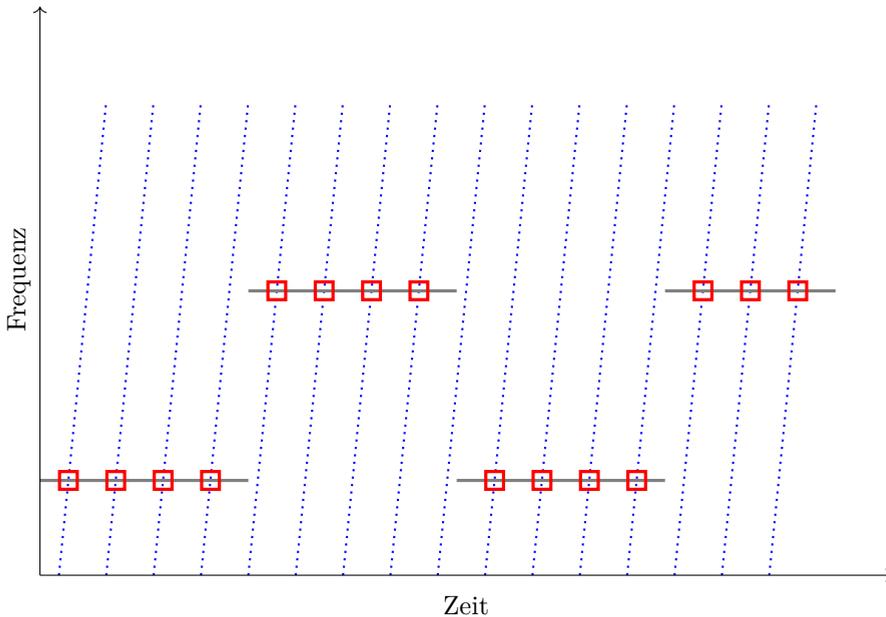
# Kapitel 5

## Störung durch andere Radarsysteme

Aufgrund der immer größeren Marktdurchdringung auf der einen Seite und dem Funktionsprinzip auf der anderen Seite, lässt sich eine gegenseitige Beeinflussung von Automobilradaren nicht von vorne herein ausschließen. Die elektromagnetischen Wellen die von einem Radarsensor ausgesendet werden, werden auch von anderen Radarsensoren empfangen, sofern sich Sende- und Empfangsfrequenz überlagern. So überlagert sich das Nutzsignal des Radarsensors mit dem zusätzlichen Signal des anderen Radarsensors, dem sogenannten Störsignal. Dadurch kann das Detektionsverhalten des Radars beeinträchtigt werden. Zum einen kann durch ein Herabsetzen der Sensitivität vor allem die Detektion schwach reflektierender Ziele beeinträchtigt werden. Zum anderen können Störungen mit besonders hoher Leistung die Detektion vollständig unterbinden. Im Folgenden werden die verschiedenen Varianten von Störungen näher betrachtet und Gegenmaßnahmen für das in Abschnitt 2.2.3 beschriebene CS-Verfahren vorgestellt.

### 5.1 Arten von Störungen

Um geeignete Gegenmaßnahmen für die Störung durch andere Radarsysteme zu ermitteln, ist zunächst eine Klassifikation der verschiedenen Arten von Störungen notwendig. Dabei lässt sich unterscheiden, ob es sich um eine kohärente oder inkohärente Störung handelt und ob die Störaussendung direkt vom Sender auf den Empfänger trifft oder indirekt durch eine Reflexion an einem Objekt. Es kann grundsätzlich davon ausgegangen werden, dass auftretende, externe Störungen inkohärent sind, da Störer und Empfänger nicht gekoppelt sind und selbst bei identischem Modulationsschema über die Zeit auseinander driften würden. Außerdem kann unterschieden werden, ob sich die Störung im Analog- oder Digitalteil des empfangenden Radars auswirkt.



**Abbildung 5.1:** Das Störungsmuster, das ein Störer mit Frequenzumtastung bei einem Radar, welches das CS-Verfahren nutzt, hinterlässt.

Störungen im Analogteil des Radars treten immer dann auf, wenn die Leistung des Empfangssignals so groß ist, dass die Dynamik des Empfangspfades nicht ausreichend groß ist. In diesem Fall kommt es zu nichtlinearen Verzerrungen des Signals und im schlimmsten Fall wird durch Erreichen der Begrenzung (engl. *clipping*) das Signal stellenweise vollständig verfälscht. Diese Art von Störung tritt vor allem bei Radaren auf, die das Impulsverfahren nutzen. Da bei diesen Verfahren mit sehr hohen, kurzzeitigen Leistungen gearbeitet wird, kann eine Impulsausendung des Störers ein anderes Radar stören, wenn es im selben Moment empfängt. Diese Art von Radaren sind jedoch im Automobilbereich unüblich und führen nur zu sehr kurzzeitigen Störungen. Das bedeutet, dass im digitalen Bereich lediglich wenige Abtastpunkte betroffen sind und so einfache Medianfilter schon eine geeignete Gegenmaßnahme darstellen können [Tul97].

Bei Dauerstrichradaren treten Störungen im Analogteil in der Regel nicht auf. Das liegt zum einen daran, dass mit einer geringeren Leistung gesendet wird. Zum anderen sind die Empfangspfade für ein zeitgleiches Senden und Empfangen ausgelegt. Das bedeutet, dass eine ausreichend hohe Großsignalfestigkeit gegeben ist. Somit finden keine nichtlinearen Verzerrungen statt und das Nutzsignal wird mit dem überlagerten Störsignal unverzerrt in den Digitalteil übertragen, wo sich die Störung

auswirkt. Wie im vorherigen Absatz beschrieben, ist das Störsignal inkohärent und somit sind reflektierte Störungen unproblematisch. Ihre Leistung liegt in derselben Größenordnung, wie die des reflektierten Nutzsignals. Durch die Anwendung von Detektionsalgorithmen wird der Einfluss des Störsignals weiter reduziert. So erhöht der in Abschnitt 3.1.2 beschriebene Capon-Strahlformer beispielsweise die Amplitude des Nutzsignals um einen Faktor, welcher der Anzahl der Abtastpunkte entspricht, während beim inkohärenten Störsignal sogar eine Abschwächung stattfindet [FBB<sup>+</sup>13; Kun12]. Problematisch wird die Störung, sobald eine Störaussendung direkt auf den Empfänger trifft. In diesem Fall ist die Amplitude des Störsignals signifikant größer als die des reflektierten Nutzsignals, so dass es zu Maskierungseffekten kommen kann. Das bedeutet, dass durch das Störsignal ein Nutzsignal so verdeckt wird, dass es nicht detektiert werden kann. In den folgenden zwei Abschnitten wird dargestellt, wie sich verschiedene Störer auf das Signal eines CS-Radars auswirken. Dabei werden die im Automobilbereich gängigen Modulationen, Frequenzumtastung und lineare Frequenzmodulation betrachtet. Eine weiterführende messtechnische Untersuchung von Störeinflüssen existiert in der Literatur [Sch17].

### 5.1.1 Störung durch Signale mit Frequenzumtastung

In Abb. 5.1 ist beispielhaft dargestellt, wie ein Störer mit Frequenzumtastung das Signal eines CS-Radars stören kann. Die einzelnen Abtastpunkte des Radars sind mit  $\cdots$  und der Störer als  $\text{---}$  dargestellt. Die mit dem Störer überlagerten Abtastpunkte sind durch  $\square$  markiert. Dabei ist die Größe der Box und somit auch die Anzahl der gestörten Abtastpunkte von der Größe des Durchlassbereichs des Tiefpass- bzw. Bandpassfilters abhängig: Das normierte Sendesignal  $x_{\text{tx},p}(t)$  einer einzelnen Frequenzrampe lässt sich wie folgt beschreiben:

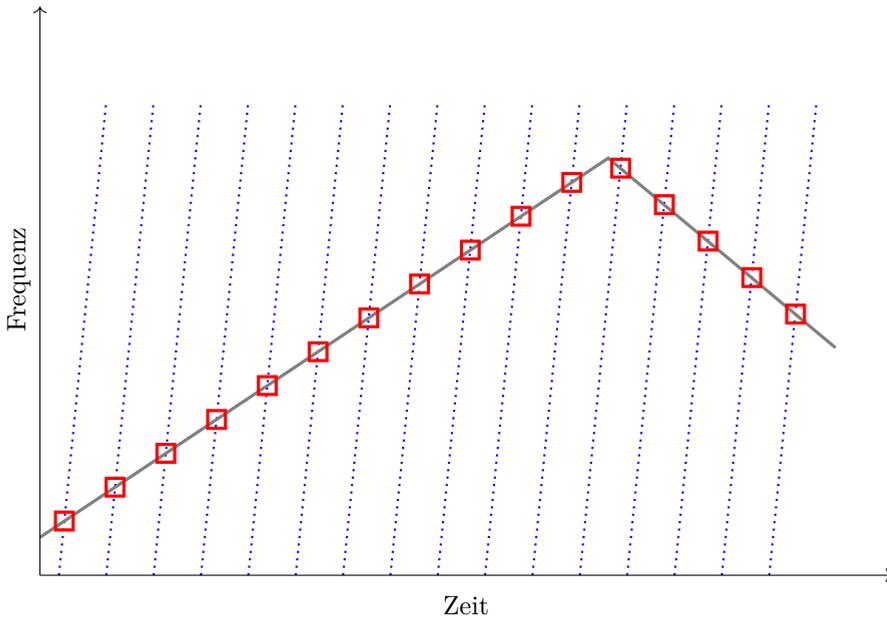
$$x_{\text{tx},p}(t) = \cos[(\omega_0 + \Delta\omega t)t] \quad (5.1)$$

Dabei ist  $\Delta\omega = 2\pi\Delta f/T_R$  der bekannte Frequenzhub aus Abschnitt 2.2.3 und  $\omega_0$  die Grundfrequenz der Frequenzrampe. Wie in Abb. 2.1 skizziert, wird bei einem Dauerstrichradar das Empfangssignal mit dem Sendesignal gemischt:

$$y_p(t) = x_{\text{rx},p}(t) x_{\text{tx},p}(t) \quad (5.2)$$

An dieser Stelle wird nur die  $p$ -te Frequenzrampe betrachtet. Nach dem Mischvorgang folgt typischerweise eine Tief- oder Bandpassfilterung. An dieser Stelle wird von einem idealen Tiefpass  $h(t)$  mit der Grenzfrequenz  $\omega_C$  ausgegangen. Daraus ergibt sich ein gefiltertes Signal:

$$y_p^{\text{LP}}(t) = h(t) * y_p(t) \quad (5.3)$$



**Abbildung 5.2:** Das Störungsmuster, das ein Störer mit linearer Frequenzmodulation bei einem Radar, welches das CS-Verfahren nutzt, hinterlässt.

Im normalen (ungestörten) Betrieb handelt es sich bei  $x_{rx,p}(t)$  um eine Summe verzögerter und gedämpfter Wiederholungen des Sendesignals  $x_{tx,p}(t)$ , wobei jede Wiederholung durch die Reflexion an einem Ziel entsteht. Betrachtet man nun der Einfachheit halber ein einzelnes Ziel in der Entfernung  $r$  und mit einer normierten Amplitude von  $\alpha \ll 1$ , so ergibt sich das Tiefpasssignal als:

$$y_p^{LP}(t) = \frac{\alpha}{2} \cos \left( \Delta\omega \frac{2r}{c_0} t + \varphi_p \right) \quad (5.4)$$

Die Phase  $\varphi_p$  ist dabei konstant, solange das betrachtete Ziel sich nicht bewegt. Bei einem bewegten Ziel verändert sich die Phase entsprechend der Dopplerverschiebung. Hierbei ist zu berücksichtigen, dass die Grenzfrequenz  $\omega_C$  entsprechend der maximalen Detektionsreichweite  $r_{\max}$  gewählt werden muss:

$$\Delta\omega \frac{2r_{\max}}{c_0} < \omega_C \quad (5.5)$$

Der Eindeutigkeitsbereich lässt sich durch eine Erhöhung der Grenzfrequenz nicht beliebig steigern. Ansonsten würde die Rampe beliebig lang werden und ab einem

gewissen Punkt reicht die Sensitivität nicht mehr aus, um das reflektierte Signal noch zu detektieren. Das Tiefpasssignal wird  $N$  mal pro Rampe abgetastet. Daraus entsteht das digitale Signal  $\mathbf{Y} \in \mathbb{R}^{P \times N}$  mit folgenden Werten:

$$Y_{p,n} = y_p^{\text{LP}} \left( \frac{(n-1)T_R}{N} \right) \quad (5.6)$$

Dieses Signal kann man mit den in Kapitel 3 beschriebenen Verfahren, wie beispielsweise der digitalen Strahlformung (siehe Abschnitt 3.1) oder dem ML-Algorithmus (siehe Abschnitt 3.4), weiterverarbeiten.

Nun wird wie in Abb. 5.1 dargestellt, zu dem Empfangssignal  $x_{\text{rx}}(t)$  ein überlagertes Störsignal  $x_{\text{S}}(t)$  betrachtet:

$$x_{\text{S}}(t) = A_{\text{S}} \cos(\omega_{\text{S}}t + \varphi_{\text{S}}) \quad (5.7)$$

Damit das Störsignal ebenfalls den Filter  $h(t)$  passieren kann, muss folgende Bedingung gelten:

$$\left| \omega_0 + \Delta\omega \frac{(n-1)T_R}{N} - \omega_{\text{S}} \right| < \omega_{\text{C}} \quad (5.8)$$

In diesem Fall findet eine Überlagerung zwischen Nutz- und Störsignal statt. Somit ist die Amplitude  $Y_{p,n}$  verfälscht und es kommt zu einer Störung.

### 5.1.2 Störung durch Signale mit linearer Frequenzmodulation

In Abb. 5.2 ist beispielhaft dargestellt, wie ein Störer mit linearer Frequenzmodulation das Signal eines CS-Radars stören kann. Dabei sind wieder die Abtastpunkte des Nutzsignals mit  $\cdots$ , der Störer als  $\text{—}$ , sowie die gestörten Abtastpunkte mit  $\square$  gekennzeichnet. Die mathematische Beschreibung erfolgt ähnlich zu dem vorherigen Fall mit einem Störer mit Frequenzumtastung. Die Besonderheit in diesem Fall ist, dass die Störfrequenz  $\omega_{\text{S}}$  nicht abschnittsweise konstant ist, sondern als Funktion der Zeit betrachtet werden muss, z. B. als:

$$\omega_{\text{S}}(t) = \omega_{\text{S},0} + \Delta\omega_{\text{S}}t \quad (5.9)$$

Dadurch wird eine Erweiterung der Interferenzbedingung aus (5.8) erforderlich:

$$\left| \omega_0 + \Delta\omega \frac{(n-1)T_R}{N} - \omega_{\text{S}} \left( (p-1)T_R + \frac{(n-1)T_R}{N} \right) \right| < \omega_{\text{C}} \quad (5.10)$$

An dieser Gleichung wird nun ersichtlich, dass  $Y_{p,n}$  nicht nur an festen Spalten  $p$  betroffen ist, sondern dass eine Verfälschung an jedem Punkt  $(p, n)$  erfolgen und somit eine Störung hervorrufen kann.

## 5.2 Stördetektion

Im folgenden Abschnitt wird betrachtet, wie Störer das Nutzsinal eines Automobilradars beeinträchtigen. Aufgrund gewisser Systematiken lassen sich diese Störungen detektieren. Im ersten Unterabschnitt wird dabei auf klassische Methoden der digitalen Signalverarbeitung zurückgegriffen, um eine Analyse auf Störungen im Nutzsinal durchzuführen. Im darauffolgenden Unterabschnitt kommen Methoden aus der Bildverarbeitung zum Einsatz. Da sich diese sehr effizient berechnen lassen, können so schnell große Mengen an Signaldaten untersucht werden.

### 5.2.1 Signalanalyse

Eines der ersten Verfahren zur Stördetektion im Bereich Radarsensorik für Automobile beschäftigt sich mit den Störeinflüssen linearer Frequenzmodulation [Tul97]. In der Arbeit von Tullsson wird davon ausgegangen, dass der ebenfalls linear frequenzmodulierte Störer für ein kurzes Zeitintervall eine ähnliche Frequenz hat wie das eigene System, so dass das Störsignal kurzzeitig das Zwischenfrequenz-Filter passieren kann. Diese Annahme ist insofern gerechtfertigt, als dass das störende und das gestörte System mit großer Wahrscheinlichkeit unterschiedliche Modulationsschemata nutzen. Daher sendet der Störer nur kurze Zeit auf einer Frequenz, die nah genug an der Frequenz des gestörten Systems liegt, so dass das Störsignal das Zwischenfrequenzfilter passieren kann. Dies ist in Abb. 5.3 exemplarisch dargestellt. Eine solche kurzzeitige Störung über wenige Abtastpunkte lässt sich beispielsweise mittels *Cell Averaging CFAR* (CA-CFAR) oder *Ordered Statistics CFAR* (OS-CFAR) detektieren, wenn man es auf das Zeitsignal anwendet. Beim CA-CFAR werden anhand eines gewichteten Mittelwerts der benachbarten Abtastwerte Ausreißer detektiert, während beim OS-CFAR ein gewichtetes Quantil verwendet wird [RM96; Sko90]. Für das CS-Verfahren lässt sich so ein Störer mit (langsamer) linearer Frequenzmodulation allerdings nicht detektieren, da hierbei eine Vielzahl von Abtastpunkten gestört wird (vgl. Abb. 5.2). In [BBW17; BW15] ist ein Verfahren beschrieben, welches ein dediziertes Modell für den Störer verwendet. Dabei wird davon ausgegangen, dass sich das gestörte

Tiefpasssignal  $y_S^{\text{LP}}(t)$  durch eine lineare Überlagerung aus ungestörtem Tiefpasssignal  $y^{\text{LP}}(t)$  und Störsignal  $x_S^{\text{LP}}(t)$  beschreiben lässt.

$$y_S^{\text{LP}}(t) = y^{\text{LP}}(t) + x_S^{\text{LP}}(t) \quad (5.11)$$

Wie zuvor dargestellt, ist diese Annahme zulässig, sofern das Radarsystem eine ausreichende Großsignalfestigkeit aufweist. Das Störsignal wird dabei wie folgt modelliert:

$$x_S^{\text{LP}}(t) = A_S \cos[\varphi_S(t)] \quad (5.12)$$

Die Schätzung der Modellparameter Amplitude  $\hat{A}_S$  und Phase  $\hat{\varphi}_S(t)$  erfolgt sequenziell: Als ersten Parameter bestimmt man die Phase wie folgt:

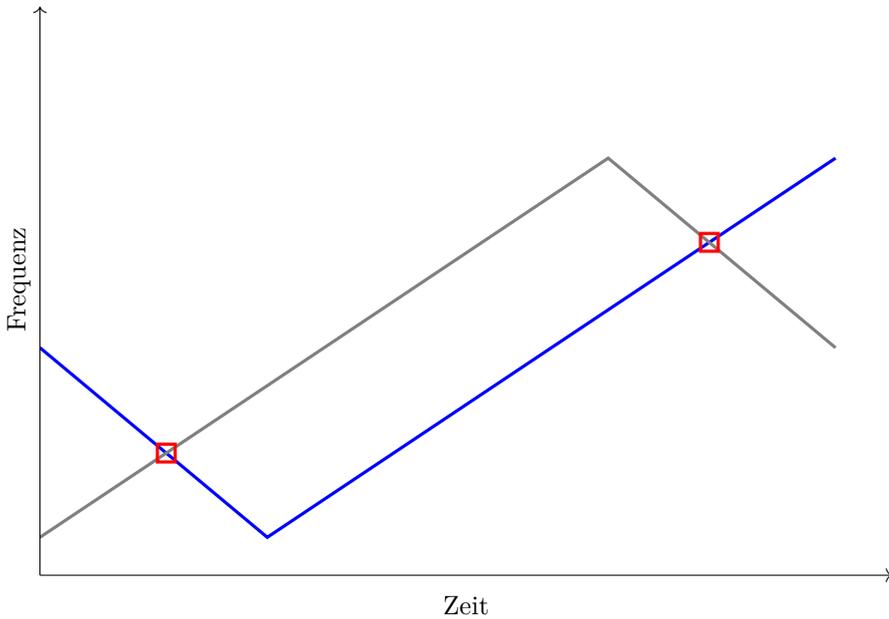
$$\tan \hat{\varphi}_S(t) \approx -\frac{\text{Re } \dot{y}_S^{\text{LP}}(t)}{\text{Im } \dot{y}_S^{\text{LP}}(t)} \quad (5.13)$$

Diese Approximation ist zulässig, da wie in Abschnitt 5.1 beschrieben, überhaupt nur Störer relevant sind, deren Amplitude deutlich größer ist als die des Nutzsignals. Dadurch wird auch die Gesamtphase des gestörten Signals dominiert. Sobald der Phasenverlauf bekannt ist, lässt sich die Störung als Bestandteil des Gesamtsignals zusammen mit den Nutzsignalanteilen mittels geeigneten Detektionsverfahren bestimmen. Als Detektionsverfahren kann beispielsweise das in Abschnitt 3.4 beschriebene Maximum-Likelihood-Verfahren zum Einsatz kommen.

Der Vorteil der modellbasierten Störerbehandlung besteht darin, dass sich Störungen nahezu perfekt unterdrücken lassen ohne dem Nutzsignal zu schaden. Allerdings weist es auch zwei wesentliche Nachteile auf. Zum einen muss ein sehr genaues Modell des Störers existieren, wie in diesem Fall eine lineare Frequenzmodulation, die ein CS-Radar stört. Dies ist beispielsweise dann nicht gegeben, wenn der Störer ein hybrides Verfahren aus linearer Frequenzmodulation und Frequenzumtastung nutzt. Zum anderen muss ein Modell des Störers durch ein vergleichsweise aufwendiges Identifikationsverfahren erzeugt werden. In einem sehr dynamischen Umfeld ist es besonders schwierig, diese Modellidentifikation durchzuführen. Im folgenden Abschnitt wird daher ein neuartiges bildbasiertes Detektionsverfahren eingeführt. Dieses bietet einen guten Kompromiss zwischen Rechenaufwand und Störunterdrückung. Daher ist es insbesondere für den Einsatz bei sporadisch auftretenden, weitgehend unbekanntem Störern, wie es im Straßenverkehr der Fall ist, gut geeignet.

## 5.2.2 Mustererkennung

Wie im Rahmen dieser Arbeit, nach Kenntnis des Autors erstmalig gezeigt wurde, lassen sich zur Stördetektion auch Verfahren aus der Bildverarbeitung anwenden



**Abbildung 5.3:** Beispielhafte Darstellung der Signale zweier Radarsysteme, welche beide eine lineare Frequenzmodulation einsetzen.

[BKD<sup>+</sup>15]. Dabei handelt es sich um Verfahren der Mustererkennung. Sie dienen dazu, in Bildern bestimmte Strukturen zu erkennen und sind im Bereich der Fahrerassistenzsysteme bereits häufig im Einsatz, z. B. bei der Erkennung von Verkehrszeichen und Fahrstreifenmarkierungen [DWR<sup>+</sup>14]. Um einen solchen Ansatz zu verfolgen, ist es zweckmäßig, das Signal eines Empfangskanals  $\mathbf{Y} = \mathbf{Y}_m$  mit einer festen Normierung in ein Grauwertbild  $\mathbf{I}$  zu überführen:

$$\mathbf{I} = [\alpha \log_{10} |\mathbf{Y}| + c] \quad (5.14)$$

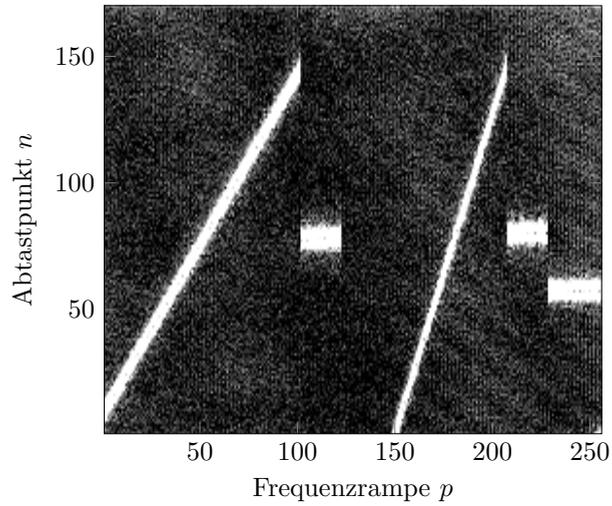
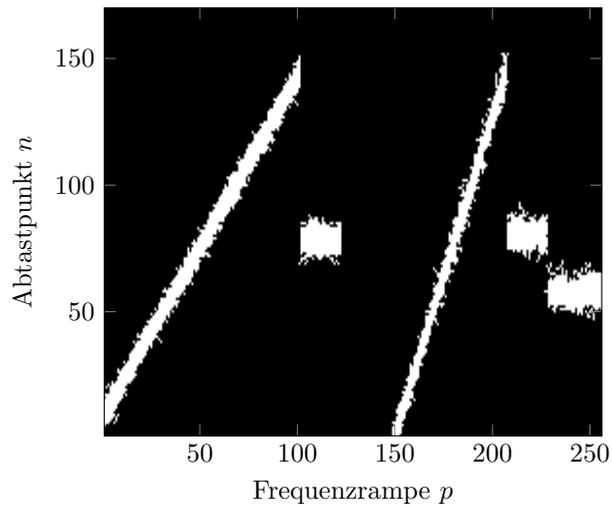
Dies ist notwendig, da Bildverarbeitungsalgorithmen typischerweise mit einer gewissen Intensitätstiefe (beispielsweise 8 oder 16 bit) arbeiten. Da die Amplituden der Ziele, je nach Entfernung und Radarquerschnitt, einer sehr großen Dynamik unterliegen, ist die Wahl einer logarithmischen Skalierung zweckmäßig. Die Parameter  $\alpha$  und  $c$  werden so gewählt, dass der maximale Amplitudenwert entsprechend der Intensitätsauflösung noch abbildbar ist, aber gleichzeitig geringe Amplitudenabstufungen noch möglichst gut aufgelöst werden.

In Abb. 5.4a und Abb. 5.5a sind beispielhafte Grauwertbilder  $\mathbf{I}$  für den Fall eines bzw. zweier Störer dargestellt. Die in Abschnitt 5.1.1 und Abschnitt 5.1.2 beschriebenen

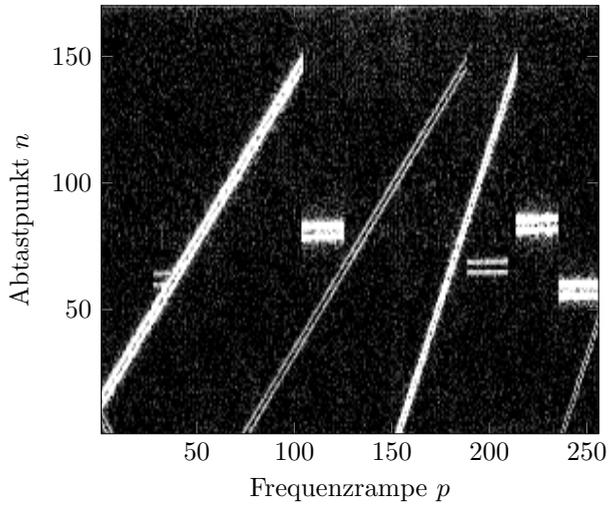
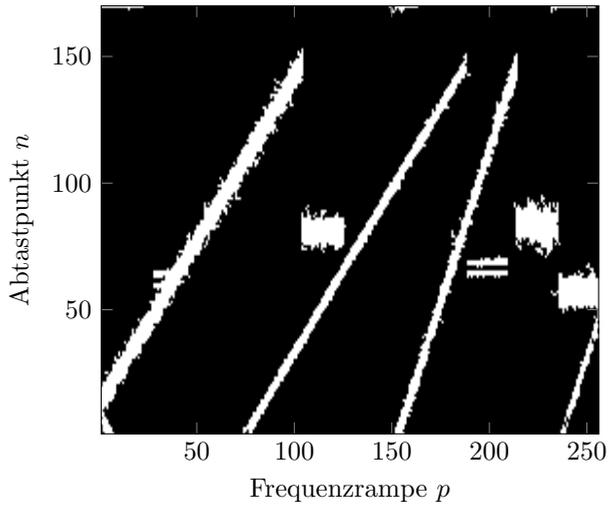
Muster sind aufgrund der im Vergleich zum Nutzsignal größeren Amplitude des Störers eindeutig zu erkennen. Dagegen verteilt sich das eigentliche Nutzsignal als hochfrequenter Grauschleier über das ganze Bild. Das ist an dieser Stelle auch zu erwarten, muss doch erst eine Frequenzanalyse erfolgen, um die einzelnen Ziele zu detektieren. Doch zunächst soll die Störung reduziert werden. Während die genaue Form der Störung sehr stark von der Modulation des Störers abhängt, lässt sich die Störung im Bild als zusammenhängende Fläche erkennen. Daher ist die Suche nach einer exakten Form wenig zielführend. Unterschiedliche Störer können komplett unterschiedliche Formen erzeugen. Stattdessen ist es sinnvoll, nach zusammenhängenden weißen Flächen, d. h. Flächen mit großer Amplitude, im Bild zu suchen. Hierfür kann beispielsweise der Algorithmus zur Bestimmung von Bildbereichen (MSER, von engl. *Maximally Stable Extremal Regions*) eingesetzt werden [MCU<sup>+</sup>04].

Der MSER-Algorithmus ist in der Lage, die Bereiche im Amplitudenbild zu identifizieren, die eine größere Amplitude aufweisen als ihre Umgebung und gleichzeitig eine geringe Amplitudenvariation innerhalb des Bereiches haben. Der Algorithmus lässt sich effizient mit linearer Laufzeitkomplexität mittels *Watershed*-Verfahren implementieren [NNB04]. Dazu wird aus dem Grauwertbild zunächst eine Baumstruktur erzeugt. Dazu beginnt man bei den dunkelsten Pixeln und fügt diese zu einer Fläche zusammen, sofern sie benachbart sind. Diese Flächen sind die Wurzeln der Baumstruktur. Im nächsten Schritt werden die etwas helleren Pixel zu Flächen zusammengefügt und als Ast einer Wurzel zugeordnet, falls beide benachbart sind. Dies wird solange wiederholt bis das Bild vollständig segmentiert ist. Abschließend werden die Teilbäume identifiziert, die beide MSER-Kriterien, Amplitude und Amplitudenvariation, erfüllen. Die Bezeichnung *Watershed*-Verfahren rührt daher, dass man sich das Grauwertbild als zweidimensionales Höhenprofil vorstellt. Wird dieses mit Wasser übergossen, so sammelt sich das Wasser zuerst an den Wurzeln und dann wird das Höhenprofil in der Reihenfolge überschwemmt, in der die Äste generiert werden.

Die Regionen, die der MSER-Algorithmus erkannt hat, werden in einem Binärbild  $\mathbf{B} \in \{0, 1\}^{P \times N}$  gespeichert. Dabei gibt eine 1 an, dass der Abtastpunkt von einer Störung betroffen ist und die 0 bedeutet, dass der Abtastpunkt nicht gestört ist. Für die Anwendung der Störerdetektion wurde die Amplitudenänderung innerhalb einer Region auf unter 5% der maximal möglichen Amplitude in der logarithmischen Skala begrenzt. Außerdem musste jede detektierte Region mindestens 0,5‰ aller Abtastpunkte betreffen. Beide Werte wurden empirisch ermittelt und können je nach Parameter der Modulation (siehe Abschnitt 5.3.2) angepasst werden. Beispiele für die erkannten Störungen sind in Abb. 5.4b und Abb. 5.5b zu sehen. Wenn man diese Muster mit den darüber dargestellten Signalen vergleicht, erkennt man, dass die Binärbilder als Masken für die Störungen interpretiert werden können.

(a) Beispielbild **I** eines einzelnen Störers(b) Erkanntes Muster **P** eines einzelnen Störers

**Abbildung 5.4:** Beispiel eines Störers, der zwischen linearer Frequenzmodulation und Frequenzumtastung umschaltet.  
 © 2015 IEEE [BKD<sup>+</sup>15]

(a) Beispielbild **I** zweier Störer(b) Erkanntes Muster **P** zweier Störer

**Abbildung 5.5:** Beispiel einer Überlagerung von zwei Störern die lineare Frequenzmodulation und Frequenzumtastung nutzen.  
© 2015 IEEE [BKD<sup>+</sup>15]

## 5.3 Störunterdrückung

Nachdem im vorherigen Abschnitt erläutert wurde, wie sich Störungen durch andere Radarsysteme erkennen lassen, wird nun erörtert, wie sich die Auswirkung solcher Störungen minimieren lässt. Außerdem wird an einem Fallbeispiel dargestellt, welche Auswirkungen es hat, wenn keine Gegenmaßnahmen im Falle einer Störung getroffen werden.

### 5.3.1 Unterdrückung mittels Fensterfunktion

Nachdem die Indizes der gestörten Abtastwerte  $\mathbf{B}$  bekannt sind, können sie bei der Detektion berücksichtigt werden. Dadurch lässt sich die Wahrscheinlichkeit von Fehl- und Nichtdetektionen reduzieren. Betrachtet man den ML-Schätzer aus Abschnitt 3.4, so kann der Einfluss von Störungen reduziert werden, indem die zu minimierende Norm nur über ungestörte Abtastpunkte berechnet wird. Etwas schwieriger gestaltet sich der Sachverhalt, wenn bestimmte Anforderungen an das Signal gestellt werden. So benötigt etwa der FFT-Algorithmus und somit auch alle darauf basierenden Verfahren, wie auch der Algorithmus nach Burg, eine gleichmäßige Abfolge von Abtastpunkten (siehe Kapitel 3). Würde man nun die gestörten Abtastpunkte einfach weglassen, wäre eine gleichmäßige Abtastung nicht mehr gegeben. Daher müssen Ersatzwerte gefunden werden. Naheliegender wäre es daher, Nullen einzufügen. Dies kann jedoch zu Artefakten in Form von Fehldetektionen führen, an Stellen an denen gar keine Ziele vorhanden sind. Dies liegt beispielsweise bei den FFT-basierten Verfahren an dem unstetigen Übergang zwischen Signal- und Nullwerten.

Um Artefakte bei der Störunterdrückung zu vermeiden, kann eine Fensterfunktion eingesetzt werden. Dabei kann prinzipiell jedes Fenster zum Einsatz kommen, welches dazu geeignet ist den Leck-Effekt (engl. *leakage effect*) zu reduzieren. Im Folgenden wird ein Von-Hann-Fenster verwendet, da es den Effekt sehr gut unterbindet und zudem, verglichen mit anderen Fensterfunktionen, wenig Leistung aus dem ursprünglichen Signal nimmt [Har78]. Das Fenster  $\mathbf{W}$  berechnet sich wie folgt:

$$W_{p,n} = \begin{cases} \sin^2 \left( \frac{\pi}{2} \frac{b(p,n)}{w} \right) & \text{falls } b(p,n) < w \\ 1 & \text{ansonsten} \end{cases} \quad (5.15)$$

Dabei ist  $b(p,n)$  ein Abstandsmaß und  $w$  die Fenstergröße. Das Abstandsmaß  $b(p,n)$  gibt an, wie weit der Punkt  $(p,n)$  von einem als gestört erkannten Abtastpunkt entfernt ist:

$$b(p, n) = \min_{q, i} \left\{ \sqrt{(p - q)^2 + (n - i)^2} \mid B_{q, i} = 1 \right\} \quad (5.16)$$

Hierbei wird der geometrische Abstand des aktuellen Punktes  $(p, n)$  zum nächstgelegenen, gestörten Abtastpunkt  $(q, i)$  berücksichtigt. Sobald das vollständige Fenster  $\mathbf{W}$  berechnet ist, lässt sich durch elementweise Multiplikation mit dem Ausgangssignal  $\mathbf{Y}$  ein gefiltertes Signal  $\mathbf{Y}_W$  bestimmen, indem  $\mathbf{W}$  und  $\mathbf{Y}$  elementweise multipliziert werden:

$$\mathbf{Y}_W = \mathbf{W} \odot \mathbf{Y} \quad (5.17)$$

Nun können die in Kapitel 3 beschriebenen Detektionsverfahren auf das gefilterte Signal angewandt werden.

Das bislang für einen Empfangspfad dargestellte Verfahren lässt sich natürlich auch für Systeme mit mehreren Empfangspfaden anwenden, wenn beispielsweise die digitale Strahlformung, wie in Abschnitt 2.3.4 beschrieben, zum Einsatz kommt. Dabei kann man den Algorithmus entweder für jeden Empfangspfad einzeln anwenden oder man kann die einzelnen Empfangspfade als zusätzliche Dimension betrachten und verallgemeinert das Verfahren für den dreidimensionalen Fall. Allerdings haben Versuche gezeigt, dass wenn die Detektion der Störung nur auf einem Empfangspfad durchgeführt wird und mit dem erkannten Muster alle Pfade gefiltert werden, die Detektionseigenschaften nur marginal beeinflusst werden. Somit besteht hier Einsparpotential im Rechenaufwand: Für  $M$  Empfangskanäle muss die Detektion nur einmal durchgeführt werden. Die Unterdrückung mit deutlich geringerem Aufwand erfolgt dann für alle  $M$  Kanäle.

### 5.3.2 Experimentelle Ergebnisse zur Störunterdrückung

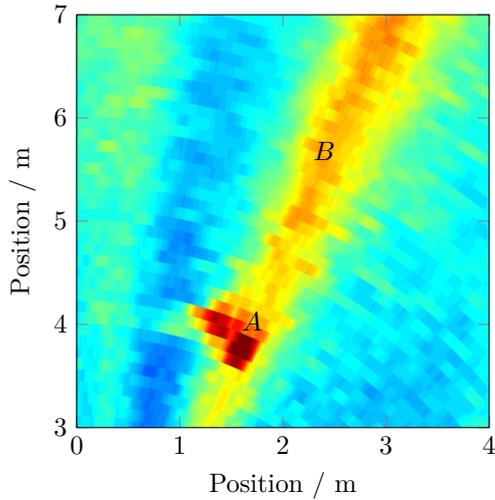
Zur experimentellen Validierung des Verfahrens kam ein 77 GHz Radar der Firma Astyx, welches mit CS-Modulation und einer Bandbreite von 500 MHz betrieben wurde, zum Einsatz. Pro Einzelmessung wurde 256 Rampen mit jeweils 170 Abtastpunkten aufgezeichnet. Der Radarsensor wurde in der Front des Systemfahrzeugs montiert. Als Störquelle dienten zwei Bosch MRR der ersten Generation, welche eine kombinierte Modulation aus Frequenzumtastung und linearer Frequenzmodulation nutzen. Diese Sensoren wurden an den hinteren Ecken eines weiteren Fahrzeugs montiert.

In Abb. 5.6 ist ein Vergleich zwischen einem Radarbild mit Störung und unterdrückter Störung zu sehen. Das obere Bild zeigt eine gestörte Messung eines PKW. Das untere Bild zeigt dieselbe Messung mit aktivierter Störunterdrückung durch das vorgestellte

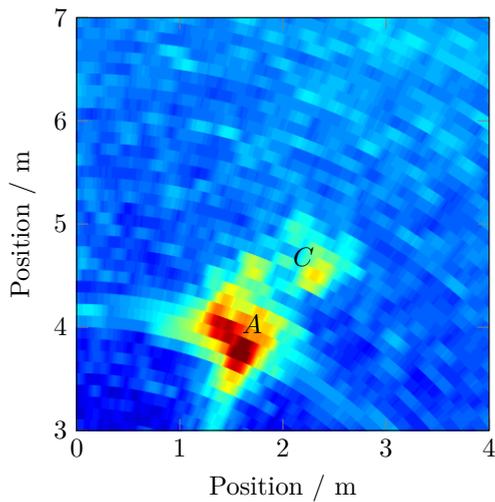
Verfahren auf Basis der Mustererkennung. Der angemessene PKW (A) ist in beiden Bildern eindeutig zu erkennen. Jedoch verursacht das am PKW angebrachte Radar eine Störung (B). Durch die Unterdrückung werden weitere Streuzentren (C) am PKW sichtbar. Darüber hinaus kann die Störung zu Maskierungseffekten führen. Das bedeutet, dass bei bestimmten Detektionsverfahren (z. B. CFAR [Sko90]) die Detektionsschwelle durch die Störung so weit angehoben wird, dass Ziele mit niedriger Reflektivität, wie Fußgänger, nicht mehr erkannt werden.

## 5.4 Zusammenfassung

Dieses Kapitel behandelt das Thema Stördetektion und -reduktion. Dabei geht man von der Koexistenz anderer Radarsensoren aus, die das betrachtete System durch Störungen negativ beeinflussen können. Bei dem untersuchten System handelt es sich um ein Radarsensor mit CS-Verfahren und digitaler Strahlformung. Die Auswirkung verschiedener Störer ist in Abschnitt 5.1 dargestellt. Je nachdem, welche Modulation das andere Radarsystem verwendet, sind andere Abtastpunkte des eigenen Empfangssignals betroffen. Dieser Zusammenhang wird mathematisch formalisiert. In Abschnitt 5.2 werden Verfahren zur Stördetektion betrachtet. Dazu werden zunächst die auf Signalanalyse basierenden Verfahren aus der Literatur vorgestellt. Anschließend wird ein neuartiges Verfahren vorgestellt, welches mithilfe eines Mustererkennungsverfahrens aus der digitalen Bildverarbeitung Störungen im Empfangssignal identifizieren kann. Möglich ist dies durch die hohe Abtastrate des CS-Verfahrens. Wird eine Störung identifiziert, so kann, wie in Abschnitt 5.3 beschrieben, diese gezielt unterdrückt werden. Es wird gezeigt, dass eine Störung eine Detektion in der Regel nicht vollständig unterbinden kann, jedoch können schwächere Streuzentren maskiert werden. Insbesondere für Applikationen, die detaillierte Umgebungsinformationen benötigten (siehe Kapitel 6), kann dies ein Problem darstellen. Daher sind Verfahren zur Störreduktion zukünftig ein wichtiger Baustein in der Signalverarbeitungskette.



(a) Radarbild mit Störung



(b) Radarbild mit unterdrückter Störung

**Abbildung 5.6:** Beispiel für eine Messung mit und mit unterdrückter Störung. (A) kennzeichnet das Hauptstreuungszentrum eines PKW. (B) ist eine überlagerte Störung. (C) kennzeichnet ein weiteres Streuzentrum, welches mittels Störunterdrückung sichtbar wird. © 2015 IEEE [BKD<sup>+</sup>15]



# Kapitel 6

## Bestimmung von Fahrzeugumfeld und Fahrzustand

In den bisherigen Kapiteln stand das Thema verbesserte Detektion bzw. die Detektion unter Störeinflüssen im Fokus. In diesem Kapitel werden nun exemplarische Anwendungen vorgestellt, die eine besonders präzise Detektion von Zielen bzw. Streuzentren benötigen. Im ersten Teil (Abschnitt 6.1) liegt dabei der Fokus auf der Fähigkeit der Radarsensorik, die Positionen der Detektionen aufzulösen. In diesem Fall wird gezeigt, wie sich einzelne Streuzentren auflösen lassen und somit die Außenkontur eines Fahrzeugs bestimmt werden kann. Weiterhin wird darauf eingegangen, wie aus den relativ abstrakten Detektionen Objekteigenschaften, wie Position und räumliche Ausdehnung abgeleitet werden können. Im zweiten Teil (Abschnitt 6.2) wird auf die Eigenschaft der Radarsensorik, neben Positions- auch Geschwindigkeitsinformationen liefern zu können, näher eingegangen. Dazu wird am Beispiel der Eigenbewegungsschätzung ein probabilistischer Ansatz hergeleitet, welcher Positions- und Dopplergeschwindigkeitsmessungen miteinander verarbeitet.

### 6.1 Positions- und Konturbestimmung

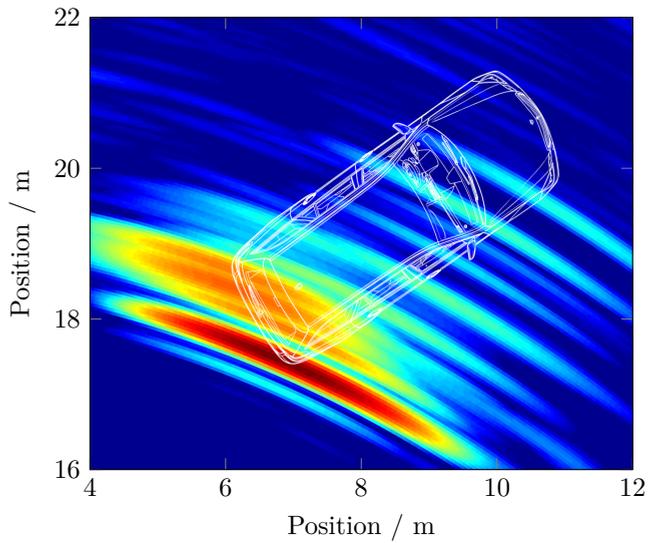
Bei den ersten radarbasierten Assistenzsystemen, die auf den Markt kamen, waren vor allem die Position und Geschwindigkeit relevant. Die adressierten Szenarien, wie beispielsweise durch den Abstandsregeltempomat, hatten keine besonders große Querdynamik. Aktuelle und zukünftige Systeme werden jedoch urbane Szenarien adressieren und somit eine höhere Präzision der Sensorik erfordern. Dabei wird neben Position und Geschwindigkeit auch die Abmessung und Ausrichtung anderer Verkehrsteilnehmer eine Rolle spielen. In den folgenden Abschnitten ist dargestellt, wie eine Konturdetektion beim Radar mittels Streuzentren möglich ist. Außerdem

wird darauf eingegangen, wie die Segmentierung der Detektionen bei dem Auftreten von mehreren Objekten gleichzeitig erfolgen kann.

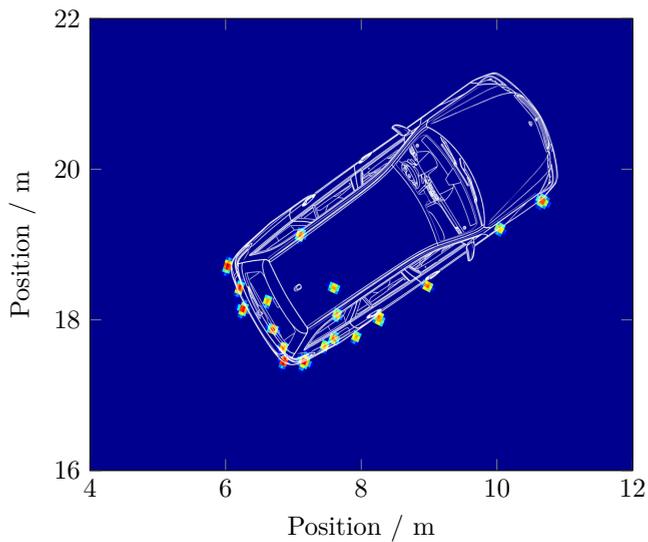
### 6.1.1 Detektion von Streuzentren

Als Streuzentren im Kontext des Automobilradars bezeichnet man die Bereiche auf einem Fahrzeug oder anderen Objekten, die sich aufgrund ihrer Reflexionseigenschaften mit dem Radar detektieren lassen. Die Orte dieser Streuzentren hängen mit der lokalen Geometrie und Materialbeschaffenheit der Objekte zusammen. Allgemein kann man sagen, dass dort, wo sich die Oberflächenstruktur in Relation zur Wellenlänge stark ändert auch starke Streuzentren entstehen. Natürlich gibt es spezielle Geometrien, wie sie bei sogenannten Tarnkappenflugzeugen oder -schiffen zum Einsatz kommen, die eine starke Rückstreuung vermeiden. Quantitativ lässt sich ein Streuzentrum also mit seinem monostatischen Radarquerschnitt beschreiben. Bei einem PKW lassen sich circa 8 wesentliche Streuzentren identifizieren [BY06; SBW08]. Diese befinden sich an den Ecken, sowie den Rändern des Fahrzeugs. Jedoch hat diese Betrachtungsweise gravierende Nachteile. Zum einen sind je nach Perspektive nur ein bis zwei dieser Streuzentren sichtbar. Zum anderen gilt diese Erkenntnis nur unter definierten Bedingungen. Beispielsweise existieren auch Fahrzeuge mit geschlossenen Radkästen. Außerdem sorgt eine ebene Fläche, wie eine Tür, für ein deutlich stärkeres Streuzentrum, solange die Fläche orthogonal zum Sensor steht. Somit ist ein statisches Streuzentrenmodell für dynamische Verkehrssituationen nicht anwendbar. Stattdessen muss es das Ziel sein, möglichst viele, auch schwache Streuzentren eines Fahrzeug aufzulösen, um die Abmessungen und Orientierung zu bestimmen.

Wie exakt sich einzelne Streuzentren auflösen lassen, hängt vor allem von den Radareigenschaften ab. So führt eine hohe Bandbreite zu einer hohen Entfernungsauflösung, die Winkelauflösung hängt von der Apertur ab und für eine gute Dopplergeschwindigkeitsauflösung ist die Beobachtungsdauer relevant. Außerdem ist das Detektionsverfahren entscheidend, ob ein Streuzentrum erkannt wird oder nicht. In Abb. 6.1 sind die Detektionen gemäß des Spektrogramms (siehe Abschnitt 3.1.1) und des Maximum-Likelihood-Verfahrens (siehe Abschnitt 3.4.1) dargestellt. Hierbei kam ein 77 GHz Radar der Firma Astyx zum Einsatz. Die genutzte Bandbreite beträgt 500 MHz und zur Winkelauflösung wurden 2 Sendekanäle und 10 Empfangskanäle genutzt. Bei dem angemessenen Fahrzeug handelt es sich um eine Mercedes-Benz E-Klasse T-Modell der Baureihe 212. Die tatsächlichen Abmessungen des angemessenen Fahrzeugs sind in weiß hinterlegt. Der Sensor befindet sich an der Position (0,0), bezüglich der in den Abbildungen dargestellten Koordinatensysteme. Obwohl beide Algorithmen auf dieselben Ausgangsdaten angewendet werden, lässt sich ein deutlicher Unterschied erkennen. In Abb. 6.1a werden nur wenige Streuzentren aufgelöst und es existiert eine vergleichsweise große Positionsunsicherheit im Spektrogramm.



(a) Spektrogramm



(b) Pseudospektrogramm des Maximum-Likelihood-Verfahrens

**Abbildung 6.1:** Abstände auf Basis des Spektrogramms sowie des Pseudospektrogramms des ML Verfahrens bei einem 77 GHz Radar.  
© 2015 IEEE [BGK<sup>+</sup>15]

Dagegen sind in Abb. 6.1b eine Vielzahl an Streuzentren aufgelöst und lassen sich größtenteils den geometrischen Strukturen des Fahrzeugs zuordnen. Einige Detektionen liegen innerhalb der Fahrzeugaußenhaut. Hierbei handelt es sich um Reflexionen am Fahrzeugunterboden, z. B. auf Höhe der Reifeninnenseite. Die so ermittelten Streuzentren decken sich mit jenen, die in statischen Messungen durch ein Radar mit synthetischer Apertur (SAR, von engl. *Synthetic Aperture Radar*) ermittelt wurden [AFM12a]. Dabei wird das anzumessende Fahrzeug an einer festen Position gehalten und anschließend der Radarsensor entlang des anzumessenden Fahrzeugs bewegt. Anschließend können mittels Nachverarbeitung sehr hoch aufgelöste Streuzentren ermittelt werden. Hierdurch können Referenzmessungen generiert werden. Ein praktischer Einsatz ist nur bedingt möglich, da eine statische Umgebung vorausgesetzt wird. Weitestgehend statische Anwendungen, wie beispielsweise die Vermessung von Parklücken, sind mit solchen Ansätzen natürlich denkbar [WZ09].

### 6.1.2 Segmentierung bewegter Objekte

Im vorherigen Abschnitt wurde ein einzelnes Objekt betrachtet. Erfasst der Radarsensor mehrere Objekte zur selben Zeit, so muss man auch die Aufgabenstellung der Segmentierung betrachten. Unter Segmentierung versteht man dabei die Zuordnung der einzelnen Detektionen zu verschiedenen Objekten. Ein weitverbreiteter Segmentierungsalgorithmus ist der  $k$ -means-Algorithmus [Llo82]. Dabei wird zu Beginn die Anzahl der Segmente beziehungsweise *Cluster*  $k$  festgelegt. Dann wird für jeden Cluster ein Mittelwert zufällig festgelegt. Anschließend wird jede Detektion dem Cluster zugeordnet, dessen Mittelpunkt am dichtesten an der Detektion liegt. Anschaulich gesprochen versucht man so, die Varianz der einzelnen Cluster klein zu halten. Zuletzt wird aus den Detektionen für jeden Cluster ein neuer Mittelpunkt bestimmt, bevor in der nächsten Iteration die Detektionen den Clustern neu zugeordnet werden. Das Verfahren ist abgeschlossen, wenn sich die Zuordnung zwischen Detektionen und Clustern nicht mehr ändert. Bei Radarapplikationen hat dieses Verfahren den Nachteil, dass in der Regel im Vorfeld nicht bekannt ist, wie viele Cluster gebildet werden sollen. Geht man beispielsweise von einer Fahrzeuganwendung aus, dann ist vor der Messung nicht bekannt, wie viele Objekte sich im Erfassungsbereich des Sensors befinden.

Einen besseren Ansatz für diesen Anwendungsfall verfolgt die Dichtebasierte Segmentierung (DBSCAN, von engl. *Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise*) [EKS<sup>+</sup>96]. Dabei werden Detektionen auf Basis eines Abstandsmaßes zu einem Cluster zusammengefügt. Dazu benötigt der Algorithmus zwei Parameter: Zum einen den maximalen Abstand, den eine Detektion zu seinem Cluster haben darf und zum anderen die Mindestanzahl an Detektionen in einem Cluster. Alle Detektionen, die nicht einem Cluster zugeordnet werden, betrachtet man als Rau-

schen bzw. Fehldetektionen. Naheliegender ist es für den Abstand, die euklidische Distanz zu nehmen. Das bedeutet, die Detektionen  $k$  und  $q$  können zu einem Cluster zusammengefasst werden, wenn gilt:

$$(x_k - x_q)^2 + (y_k - y_q)^2 \leq r_{\text{Cluster}}^2 \quad (6.1)$$

Dabei ist  $r_{\text{Cluster}}$  der maximale Abstand zwischen zwei Detektionen. Gilt diese Bedingung für eine Mindestanzahl  $K_{\text{Cluster}}$  an Detektionen, so entsteht daraus ein Cluster.

In der kartesischen Darstellung muss beachtet werden, dass die  $x$ - und  $y$ -Position aufgrund des Messprinzips korreliert sind und die Genauigkeit mit der Entfernung abnimmt. Der genaue Zusammenhang wird in Abschnitt 6.2.1 dargestellt. Somit hat ein Cluster nah am Sensor eine höhere Dichte als ein weiter entfernter. Daher kann ein festes Abstandsmaß zu einer Übersegmentierung in großen Entfernungen oder Untersegmentierungen in geringen Entfernungen führen. Eine allgemeine Lösung für dieses Problem ist die Segmentierung mittels Indexstruktur (OPTICS, von engl. *Ordering Points To Identify the Clustering Structure*) [ABK<sup>+</sup>99]. Bei dieser Art der Cluster-Analyse werden die einzelnen Detektionen nach ihrem Abstand in eine Baumstruktur einsortiert. Schließlich bilden die einzelnen Äste des Baums die Cluster. Dieses Verfahren ist zwar universell einsetzbar, hat jedoch im Gegensatz zu DBSCAN keine lineare, sondern eine quadratische Komplexität. Um die radarspezifischen Messeigenschaften zu berücksichtigen und gleichzeitig eine recheneffiziente Segmentierung durchzuführen, kann ein gitterbasierter DBSCAN-Ansatz gewählt werden [KKD12]. Dabei wird ein virtuelles Gitternetz (engl. *grid*) über Entfernung und Richtung gespannt. Als Abstandsmaß dient nun die Anzahl der Grid-Zellen, die zwischen zwei Detektionen liegen. Verwendet der darunterliegende Algorithmus zur Radar-Signalverarbeitung eine Quantisierung in Entfernung und Richtung, kann durch eine passende Auslegung des Gitternetzes, die Zuordnung zwischen Detektion und Gitternetz ohne zusätzlichen Rechenaufwand erfolgen.

Zusätzlich kann zur Position auch die Dopplergeschwindigkeit als Abstandsmaß herangezogen werden. Dies ist insbesondere dann hilfreich, wenn zwei Objekte nahe beieinander sind, die Abstände der einzelnen Streuzentren innerhalb eines Objektes jedoch groß sind. In diesem Fall ist es besonders schwierig zu erkennen, zu welchem Objekt die einzelnen Streuzentren gehören. Betrachtet man nun die Dopplergeschwindigkeit so entspricht diese einem Sinusverlauf über dem Betrachtungswinkel  $\theta$  [Föl07; KBD<sup>+</sup>13]. Im einfachsten Fall erfolgt die Cluster-Bildung mithilfe einer Mahalanobis-Distanz, bei der nicht nur der Abstand zwischen zwei Detektionen einfließt, sondern auch die Differenz der beiden gemessenen Dopplergeschwindigkeiten. Des Weiteren lässt sich speziell die statische Umgebung segmentieren, indem man den Abstand zu der zu erwartenden Dopplergeschwindigkeit betrachtet. Die zu erwartende Dopplergeschwindigkeit lässt sich gemäß Gl. (6.14) vom Bewegungszustand

des Systemfahrzeugs ableiten. Durch die Anwendung des DBSCAN-Verfahrens mit Berücksichtigung der Dopplergeschwindigkeit erreicht man gerade in dynamischen Umgebungen eine sehr gute Segmentierung.

### 6.1.3 Abstraktionsverfahren

Das Speichern einer Vielzahl von Detektionen über mehrere Messzyklen hinweg, kann sehr speicherintensiv sein. Außerdem ist eine Repräsentation auf Detektionsebene für die nachfolgende Logik nicht optimal. Soll beispielsweise eine Bahnplanung für das Systemfahrzeug erfolgen, müssen andere Verkehrsteilnehmer und Hindernisse berücksichtigt werden. Hier wäre also ein Abstraktionsgrad auf Objektebene (z. B. mit den Kategorien Fahrzeug, Fußgänger und statisches Hindernis) wesentlich zweckmäßiger. Daher gibt es Ansätze, die Detektionen in einer allgemeineren Darstellung zusammenzufassen.

Ein Ansatz, welcher sich insbesondere zur Abstraktion der statischen Umgebung eignet, sind sogenannte Belegungskarten (engl. *Occupancy Grid Maps*) [Thr03; WRK<sup>+</sup>15]. Bei diesem Verfahren werden die Detektionen auf ein fixes Raster projiziert. Diese Umgebungskarten können beispielsweise genutzt werden, um den Straßenverlauf zu bestimmen [KSD10] oder stehende Objekte, wie geparkte Fahrzeuge, zu klassifizieren [DHS<sup>+</sup>14]. Die einzelnen Rasterelemente werden auch als Zelle bezeichnet und repräsentieren den Belegungszustand. Die Wahrscheinlichkeit  $p(\mu_{i,q})$  bzw.  $1 - p(\mu_{i,q})$ , ob eine Zelle  $(i, q)$  belegt bzw. nicht belegt ist, hängt dabei von den vorangegangenen  $T$  Detektionen  $x_t$  ab [Thr03]:

$$\frac{p(\mu_{i,q}|x_1, \dots, x_T)}{1 - p(\mu_{i,q}|x_1, \dots, x_T)} = \frac{1 - p(\mu_{i,q})}{p(\mu_{i,q})} \prod_{t=1}^T \frac{p(\mu_{i,q}|x_t)}{1 - p(\mu_{i,q}|x_t)} \quad (6.2)$$

Eine wichtige Annahme ist dabei, dass die einzelnen Detektionen unabhängig sind. Diese Annahme ist in der realen Welt nicht haltbar, da es zwischen jeder Detektion zeitliche und räumliche Korrelationen gibt. Da der genaue Zusammenhang in der Realität nahezu beliebig komplex werden kann, handelt es sich hierbei um eine zweckmäßige Annahme. Die a priori Wahrscheinlichkeit, ob eine Zelle belegt ist  $p(\mu_{i,q})$  kann in Abhängigkeit vom Umfeld des Systems gewählt werden. Typischerweise liegt der Wert zwischen 0,2 und 0,5, da man eher von einer freien Umgebung ausgeht. Schließlich muss noch die Wahrscheinlichkeit bestimmt werden, dass die Zelle, in der eine Detektion auftritt, tatsächlich belegt ist  $p(\mu_{i,q}|x_t)$ . Hierbei handelt es sich um das inverse Sensormodell des Radarsensors. Die Fluktuation bei Radardetektionen lässt sich, wie in Abschnitt 4.2.2 beschrieben, durch die Swerling Verteilungen modellieren. Es bleibt noch zu erwähnen, dass eine feine Rasterung des Grids zwar zu einer höheren Genauigkeit, jedoch auch zu einem höheren Speicherbedarf führt. So sorgt eine

Verdoppelung der Rasterauflösung zwar auch zu einer doppelten Positionsgenauigkeit, jedoch auch zu einer Vervierfachung des Speicherbedarfs im zweidimensionalen Fall.

Ursprünglich für die Repräsentation der statischen Umgebung entworfen, gibt es mittlerweile auch Konzepte für dynamische Belegungskarten [SAD<sup>+</sup>14]. Dabei wird jedes dynamische Objekt durch eine lokale Rasterkarte beschrieben. Dazu wird im Tracking mittels *Probability Hypothesis Density* (PHD) Filter neben der Position und Bewegung (in Form von Geschwindigkeit und Bewegungsrichtung) auch das lokale Grid als Bestandteil des Zustandsvektors betrachtet. Neben dem gesteigerten Speicherbedarf, stellt hier vor allem die korrekte relative Ausrichtung des lokalen Grids zu den neuen Detektionen ein Problem dar. Da der Bewegungszustand im Allgemeinen geringfügig fehlerbehaftet ist, sind Detektionen und Grid nicht korrekt zueinander ausgerichtet. Eine weitere Lösung besteht darin, neben dem Belegungszustand auch die Bewegungsrichtung in jeder Zelle zu hinterlegen [Nus16]. Dies erhöht zwar weiter den Speicherbedarf, erlaubt jedoch eine Prädiktion, wie im nächsten Zeitschritt der Belegungszustand aussehen wird. Bildlich gesprochen, wandern so die zu dynamischen Objekten gehörenden Belegungen durch die Belegungskarte, während die der statischen an Ort und Stelle verharren. Dazu wird ein kombiniertes PHD-Bernoulli-Filter verwendet. Die Realisierung erfolgt hierbei durch mehrere Partikel pro Zelle, die mit einem Modell konstanter Geschwindigkeit prädiziert werden [Nus16].

Ein alternativer Ansatz zur Abstraktion von Objekten ist die Repräsentation durch Hüllflächen (engl. *Bounding Box*). Dabei werden mehrere Detektionen durch rechteckige oder dreieckige Flächen beschrieben. Im Gegensatz zu der Belegungskarte ist hier keine Quantisierung auf ein festes Raster notwendig. Dafür lassen sich nur einfache Geometrien abbilden. Zunächst muss, wie in Abschnitt 6.1.2 beschrieben, ein Objekt segmentiert werden. Sofern ein segmentiertes Objekt vorliegt ist der erste Schritt, die Hüllfläche um die Detektionen als Polygon zu beschreiben [KR08]. Wenn man von einem symmetrischen Objekt ausgeht, wird das Polygon an den äußersten Punkten gespiegelt. Annahme hierbei ist, dass der verdeckte Teil des Objekts genau die gleiche Form hat, wie der sichtbare Teil des Objekts. Für jede Kante des so resultierenden Polygons wird die rechteckige Hüllfläche berechnet, wobei eine Kante der Hüllfläche auf der jeweils ausgewählten Polygonkante liegt. Am Ende wird die Kante gewählt, die die kleinste Hüllfläche liefert. Insbesondere beim Radar können einzelne Ausreißer in den Detektionen (Fehldetektionen) dazu führen, dass die Hüllfläche kaum mit der Realität übereinstimmt [RKD<sup>+</sup>16]. In diesem Fall muss geprüft werden, inwiefern das Auslassen einzelner Detektionen die Metrik verbessert. Über einen Gewichtungsfaktor lässt sich das Verhältnis zwischen Anzahl der möglichen Fehldetektionen und Hüllflächengröße einstellen. Geht man davon aus, dass kein *Clutter* vorhanden ist, wird der Algorithmus so parametrisiert, dass die Hüllfläche alle Detektionen einschließen muss. Geht man dagegen davon aus, dass Fehldetektionen vorhanden sind, kann man dem Algorithmus erlauben, eine gewisse Anzahl an potentiellen Fehldetektionen zu ignorieren, um so eine bessere Hüllfläche zu bestimmen.

Falls eine Reduktion auf einfache Geometrien nicht möglich ist, besteht weiterhin die Möglichkeit, mit der Hüllfläche als Polygon weiterzuarbeiten. So kann diese theoretisch beliebige Formen annehmen. Der Speicherbedarf wird entsprechend größer und die Weiterverarbeitung in den nachfolgenden Schritten entsprechend komplexer. Welcher Ansatz der richtige ist, hängt stark von den jeweiligen Anwendungen ab. In klar strukturierten Umgebungen, in denen die Laufzeit besonders kritisch ist, wie beispielsweise Autobahn-Szenarien ist der *Bounding Box* Ansatz von Vorteil. Müssen dagegen komplexe Geometrien abgebildet werden, weil es beispielsweise zu einer starken Annäherung der Objekte, wie im Stadtverkehr kommt, haben Grid-basierte Ansätze Vorteile, da sie diese Komplexität abbilden können.

## 6.2 Bewegungsbestimmung

Im vorherigen Abschnitt wurde die Konturbestimmung thematisiert. Die Bestimmung der exakten Kontur ist primär im urbanen Umfeld relevant, in dem die Freiräume sehr beengt und die Abstände gering sind. Bei höheren Geschwindigkeiten tritt dieser Aspekt in den Hintergrund, da hier vor allem die Geschwindigkeitsbestimmung von Belang ist. Bei höheren Geschwindigkeiten werden größere Sicherheitsabstände eingehalten, daher ist die Relativgeschwindigkeit zwischen zwei Objekten entscheidend dafür, ob es zu einer Kollision kommt oder nicht.

Die Fragestellung der radarbasierten Geschwindigkeitsbestimmung war bereits Gegenstand wissenschaftlicher Untersuchungen [Föl07; KBK<sup>+</sup>14a; KBK<sup>+</sup>14b; KBK<sup>+</sup>16]. An dieser Stelle soll ein probabilistisches Rahmenwerk geschaffen werden, das die Problemstellung der Bewegungsbestimmung beschreibt [BKK<sup>+</sup>15]. Basierend auf diesem Rahmenwerk wurden bereits Erweiterungen entwickelt, die eine effiziente Berechnung ermöglichen [RBD<sup>+</sup>15; RBH<sup>+</sup>16]. Außerdem wurden ähnliche Ansätze entwickelt, um das Tracking anderer Objekte zu ermöglichen [KSD16]. Die Gliederung ist dabei wie folgt: Zunächst wird eine Bewegungsschätzung auf Basis der Positionsänderung vorgestellt, die eine gute Eindeutigkeit bietet und auch mit heutigen LIDAR-Systeme möglich ist. Dann folgt eine Doppler-basierte Bewegungsschätzung, die eine besonders hohe Genauigkeit bietet. Schließlich werden beide Verfahren kombiniert um eine hohe Eindeutigkeit und Genauigkeit zu erzielen.

### 6.2.1 Positionsbasierte Schätzung

In diesem Abschnitt wird die positionsbasierte Bestimmung des Bewegungszustands erläutert. Als Messmodell kommt das in Abschnitt 2.4.1 beschriebene Modell zum

Einsatz. Dabei wird eine Detektion durch die Parameter  $\mathbf{m}_k = [\theta_k, r_k, v_{D,k}]^T$  beschrieben. Des Weiteren geht man davon aus, dass jeder dieser Werte einem normalverteilten Fehler mit der Varianz  $\sigma_\theta^2$ ,  $\sigma_r^2$  bzw.  $\sigma_v^2$  unterliegt. Der genaue Wert hängt dabei stark von der Auslegung des Radarsystems sowie der Parametrierung des verwendeten Detektionsalgorithmus ab, so dass eine empirische Ermittlung ratsam ist. Zusammengefasst lässt sich die Kovarianzmatrix  $\Sigma$  als Diagonalmatrix darstellen:

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_\theta^2 & & \\ & \sigma_r^2 & \\ & & \sigma_v^2 \end{bmatrix} \quad (6.3)$$

Die Kovarianzmatrix ist dabei entscheidend dafür, wie viel Gewicht bei der späteren Berechnung jeder einzelnen Detektion eingeräumt wird.

Zur positionsbasierten Bewegungsschätzung wird die Verschiebung der Detektionen von einem Zeitschritt zum nächsten berücksichtigt. Hierzu muss eine Transformationsgleichung zwischen zwei Zeitschritten bestimmt werden. Doch zunächst ist es zweckmäßig, die Detektionen in ein kartesisches Koordinatensystem zu überführen, da sich die beliebige Bewegung eines starren Körpers nur schwer im Polarkoordinatensystem des Radars ausdrücken lässt. Diese Koordinatentransformation erfolgt durch die Funktion  $\mathbf{U}(\mathbf{m}_k)$  unter Berücksichtigung der Einbauposition des Sensors:

$$\mathbf{U}(\mathbf{m}_k) = \begin{bmatrix} r_k \cos(\theta_k + \alpha_S) + x_S \\ r_k \sin(\theta_k + \alpha_S) + y_S \end{bmatrix} \quad (6.4)$$

In dieser Gleichung bezeichnen  $x_S$  und  $y_S$  die Einbauposition und  $\alpha_S$  den Einbauwinkel des Sensors bezüglich eines fahrzeugfesten Koordinatensystems, wie in Abschnitt 2.4.3 beschrieben. Da die Hinterachse bei PKW im Allgemeinen die Seitenführung sicherstellt, ist an dieser Stelle die Quergeschwindigkeit  $v_y$  nahezu Null, sofern das Fahrzeug nicht im Grenzbereich betrieben wird [ISO11; Zom91]. Aus fahrdynamischen Gesichtspunkten ist es daher sinnvoll, ein Koordinatensystem zu wählen, dessen Ursprung auf der Hinterachse liegt und dessen x-Achse entlang der Fahrzeuglängsachse läuft. Die selbe Annahme kommt ebenfalls bei der Verwendung des Einspurmodells zum Einsatz und kann später auch für die Eigenbewegungsschätzung genutzt werden (siehe Gl. (6.21)).

Da die Detektionen jetzt einen Fahrzeugbezug haben, kann die Transformationsgleichung aufgestellt werden, welche die Verschiebung relativ zum Systemfahrzeug anhand dessen Eigenbewegung beschreibt. Im Folgenden erfolgt die Bestimmung der Eigenbewegung als Ableitung aus Detektionen von statischen Objekten. Die Bestimmung von bewegten Objekten bei bekannter Eigenbewegung wäre analog möglich, jedoch müsste die Relativgeschwindigkeit zueinander berücksichtigt werden.

Betrachtet man die Eigenbewegung  $\mathbf{v} = [\psi, v_x, v_y]^T$  mit der Drehrate  $\psi$  und den Geschwindigkeiten  $v_x$  und  $v_y$ , so lautet die Transformationsgleichung  $\mathbf{T}(\mathbf{m}_k, \mathbf{v})$  für eine Detektion  $\mathbf{m}_k$  wie folgt:

$$\mathbf{T}(\mathbf{m}_k, \mathbf{v}) = \begin{bmatrix} \cos(\psi T_M) & -\sin(\psi T_M) \\ \sin(\psi T_M) & \cos(\psi T_M) \end{bmatrix} \mathbf{U}(\mathbf{m}_k) + \begin{bmatrix} v_x T_M \\ v_y T_M \end{bmatrix} \quad (6.5)$$

Dabei bezeichnet  $T_M$  die Dauer des Zeitschritts, beispielsweise zwischen zwei aufeinander folgenden Messungen. Dabei wird davon ausgegangen, dass die Eigenbewegung  $\mathbf{v}$  in diesem Zeitraum näherungsweise konstant ist. Eine analytische Bestimmung der resultierenden Kovarianz ist unverhältnismäßig aufwändig, es kann jedoch die Taylor-Approximation erster Ordnung für den Arbeitspunkt bestimmt werden [Ghi10]:

$$\mathbf{\Gamma}(\mathbf{m}_k, \mathbf{v}) = \mathbf{J}(\mathbf{m}_k, \mathbf{v}) \mathbf{\Sigma} \mathbf{J}^T(\mathbf{m}_k, \mathbf{v}) \quad (6.6)$$

Die Jacobi-Matrix  $\mathbf{J}$  beinhaltet die zur Bestimmung der Taylor-Approximation notwendigen partiellen Ableitungen:

$$\mathbf{J}(\mathbf{m}_k, \mathbf{v}) = \left[ \frac{\partial \mathbf{T}(\mathbf{m}, \mathbf{v})}{\partial \theta} \quad \frac{\partial \mathbf{T}(\mathbf{m}, \mathbf{v})}{\partial r} \quad \frac{\partial \mathbf{T}(\mathbf{m}, \mathbf{v})}{\partial v_D} \right]_{\mathbf{m}=\mathbf{m}_k} \quad (6.7)$$

Nachdem nun eine Transformation im kartesischen System mit den dazugehörigen Kovarianzmatrizen vorliegt, können aufeinanderfolgende Messungen zueinander registriert und darüber die Bewegungen abgeleitet werden. Dazu wird ein robuster Registrierungsansatz genutzt [JV05]. Jede Messung wird als Mischverteilung dargestellt, wobei jede einzelne Detektion durch eine Normalverteilung innerhalb dieser Mischverteilung repräsentiert wird. Dazu wird  $p(\mathbf{x}|\boldsymbol{\mu}, \mathbf{\Sigma})$  als die reellwertige Variante der Gaußschen Dichtefunktion (3.32) für den  $M$ -dimensionalen Fall definiert:

$$p(\mathbf{x}|\boldsymbol{\mu}, \mathbf{\Sigma}) = \frac{1}{\sqrt{|2\pi\mathbf{\Sigma}|}} e^{-\frac{1}{2}(\mathbf{x}-\boldsymbol{\mu})^T \mathbf{\Sigma}^{-1}(\mathbf{x}-\boldsymbol{\mu})} \quad (6.8)$$

Daraus lässt sich die Dichtefunktion der Mischverteilung  $f(\mathbf{x})$  für eine Messung in der polaren Darstellung bilden:

$$f(\mathbf{x}) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K p(\mathbf{x}|\mathbf{m}_k, \mathbf{\Sigma}) \quad (6.9)$$

Die Messung besteht dabei aus  $K$  Detektionen.

Wendet man nun auf diese Dichtefunktion die Transformation nach Gl. (6.5) an, so lautet die resultierende Funktion  $f'(\mathbf{x})$ :

$$f'(\mathbf{x}) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K p(\mathbf{x} | \mathbf{T}(\mathbf{m}_k, \mathbf{v}), \mathbf{\Gamma}(\mathbf{m}_k, \mathbf{v})) \quad (6.10)$$

In Abb. 6.2 sind zwei aufeinander folgende Messungen exemplarisch dargestellt. Die Ellipsen stellen den  $3\sigma$  Bereich für jede Detektion dar. In Summe repräsentieren sie die Mischverteilung  $f'(\mathbf{x})$  zum Messzeitpunkt  $i$ , sowie zum vorangegangenen Messzeitpunkt  $(i-1)$ . Die Verschiebung der Detektionen zum Zeitpunkt  $i$  gegenüber Zeitpunkt  $(i-1)$  korrespondiert zu der Strecke, die das Systemfahrzeug zwischen beiden Messungen zurückgelegt hat.

Gemäß [Sco01] können zwei Messungen aufeinander registriert werden, indem die  $l_2$ -Norm der Dichtefunktionen betrachtet wird. Für die Normalverteilungen  $p(\mathbf{x} | \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$  und  $p(\mathbf{x} | \boldsymbol{\mu}', \boldsymbol{\Sigma}')$  lautet die  $l_2$ -Norm  $p(\mathbf{0} | \boldsymbol{\mu} - \boldsymbol{\mu}', \boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Sigma}')$ . Diese wird maximal, wenn der Abstand  $\boldsymbol{\mu} - \boldsymbol{\mu}'$  unter Berücksichtigung der gemeinsamen Kovarianz  $\boldsymbol{\Sigma} + \boldsymbol{\Sigma}'$  minimal ist. Möchte man die Transformation nach Gl. (6.5) nun nutzen, um die Bewegung  $\mathbf{v}$  zu bestimmen, lautet die entsprechende Metrik

$$d(\mathbf{v}) = \frac{1}{KQ} \sum_{k=1}^K \sum_{q=1}^Q p(\mathbf{0} | \mathbf{T}_{k,q}, \mathbf{\Gamma}_{k,q}) \quad (6.11)$$

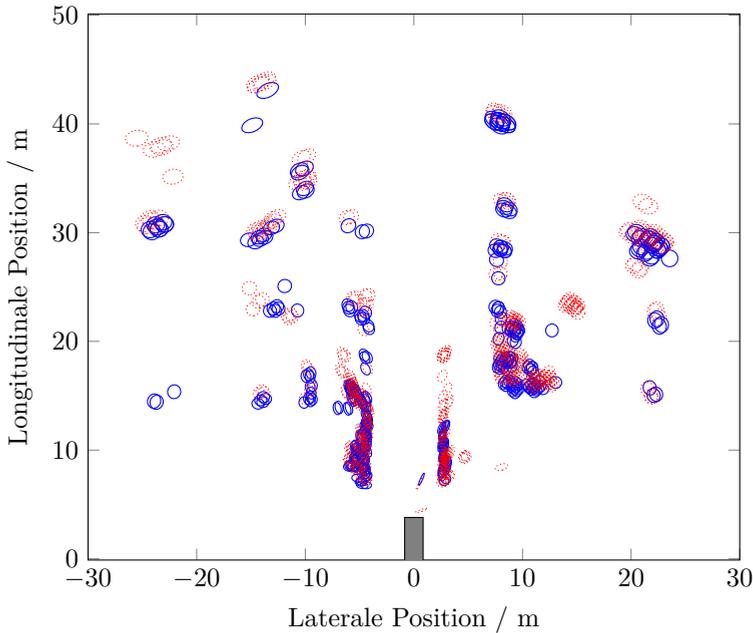
mit den dazugehörigen Mittelwerten  $\mathbf{T}_{k,q}$  und Kovarianzen  $\mathbf{\Gamma}_{k,q}$ :

$$\mathbf{T}_{k,q} = \mathbf{T}(\mathbf{m}_k^{(i)}, \mathbf{v}) - \mathbf{T}(\mathbf{m}_q^{(i-1)}, \mathbf{0}) \quad (6.12)$$

$$\mathbf{\Gamma}_{k,q} = \mathbf{\Gamma}(\mathbf{m}_k^{(i)}, \mathbf{v}) + \mathbf{\Gamma}(\mathbf{m}_q^{(i-1)}, \mathbf{0}) \quad (6.13)$$

Der Index  $(i)$  bezeichnet die aktuelle Messung bestehend aus  $K$  Detektionen und der Index  $(i-1)$  die vorangegangene Messung bestehend aus  $Q$  Detektionen. Durch die Minimierung von  $d(\mathbf{v})$  lässt sich so der Parametervektor  $\mathbf{v}$  schätzen. Aufgrund Nicht-Konvexität der Optimierungsfunktion  $d(\mathbf{v})$  sollten ein guter Startwert und ein Optimierungsverfahren eingesetzt werden, welches eine gewisse Robustheit gegenüber lokalen Minima bietet. Geeignet ist beispielsweise ein Simplex-Verfahren und das Ergebnis der vorangegangenen Messung als Startwert.

Zusätzlich kann mehr als eine vergangene Messung berücksichtigt werden. Dazu werden die Messungen  $(i-1), \dots, (i-h)$  mit den bisherigen Bewegungsschätzungen auf den Bezugspunkt  $(i-1)$  transformiert und zusammengeführt. Sobald die Messung  $(i)$  vorliegt, wird mithilfe der neuen Referenz eine neue Bewegungsschätzung generiert. Dadurch lässt sich die Schätzung im Falle konstanter Geschwindigkeit und Gierrate



**Abbildung 6.2:** Eine exemplarische Darstellung der  $3\sigma$  Bereiche der einzelnen Detektionen in blau (—). Die  $3\sigma$  Bereiche der vorherigen Messung sind in rot gepunktet (.....) dargestellt. Das Systemfahrzeug ist als graue Box eingezeichnet.  
© 2015 IEEE [BKK<sup>+</sup>15]

verbessern, wie in Abschnitt 6.2.4 dargestellt wird. Dafür muss jedoch ein größerer Rechenaufwand in Kauf genommen werden. Der Rechenaufwand steigt jeweils linear mit der Anzahl der aktuellen Detektionen und der Anzahl der Referenzdetektionen aus den vorherigen Messungen. Verdoppelt man also die verwendete Historie, verdoppelt sich auch der Rechenaufwand.

## 6.2.2 Doppler-basierte Schätzung

Neben den Positionsinformationen zweier konsekutiver Messungen, können auch die Doppler-Informationen zur Bewegungsschätzung herangezogen werden [KBD<sup>+</sup>13]. Durch Berücksichtigung der Doppler-Information kann die Genauigkeit gesteigert und der Einfluss von Störungen, wie beispielsweise bewegte Objekte, reduziert werden.

Damit man die Dopplergeschwindigkeit berücksichtigen kann, muss zunächst für jede potentiell statische Detektion die zu erwartende Dopplergeschwindigkeit beschrieben werden. Dies geschieht durch die Funktion  $t(\mathbf{m}_k, \mathbf{v})$  unter Berücksichtigung des Bewegungszustands  $\mathbf{v}$  für die Detektion  $\mathbf{m}_k$ :

$$\begin{aligned} t(\mathbf{m}_k, \mathbf{v}) &= -(v_x - \psi y_S) \cos(\theta_k + \alpha_S) \\ &\quad - (v_y + \psi x_S) \sin(\theta_k + \alpha_S) \end{aligned} \quad (6.14)$$

Dabei beträgt die Geschwindigkeit des Sensors  $v_x - \psi y_S$  in Fahrzeuginnenrichtung (x-Richtung) und  $v_y + \psi x_S$  in Fahrzeugquerrichtung (y-Richtung). Die Dopplergeschwindigkeit einer stationären Detektion  $k$  ergibt sich aus der radialen Projektion unter dem Winkel  $\theta_k + \alpha_S$ . Die entsprechende Varianz der zu erwartenden Dopplergeschwindigkeit lässt sich analog zu Gl. (6.7) approximieren:

$$\gamma(\mathbf{m}_k, \mathbf{v}) = \left( \frac{\partial t(\mathbf{m}_k, \mathbf{v})}{\partial \theta} \Big|_{\mathbf{m}=\mathbf{m}_k} \right)^2 \sigma_\theta^2 \quad (6.15)$$

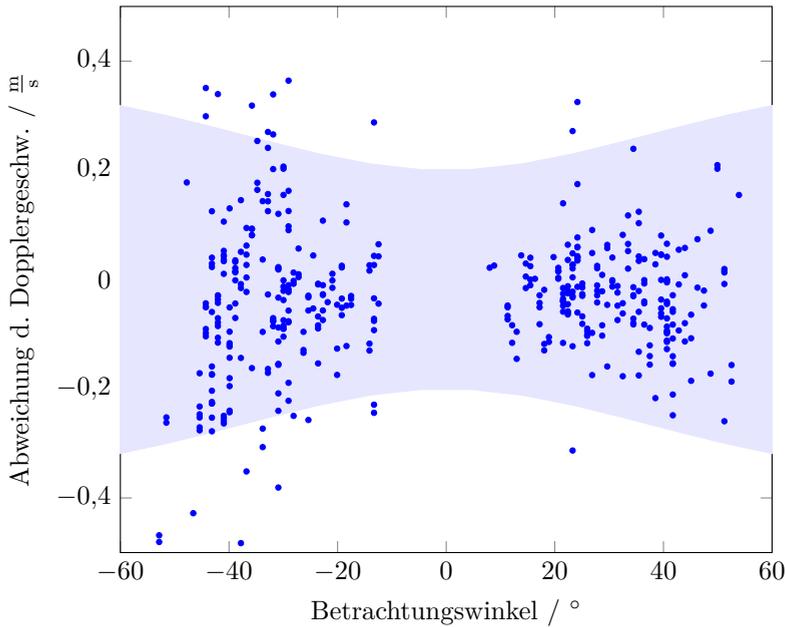
Analog zur positionsbasierten Bestimmung lässt sich die Abweichung zwischen erwarteter und gemessener Dopplergeschwindigkeit bestimmen:

$$t_{D,k} = v_{D,k} - t(\mathbf{m}_k, \mathbf{v}) \quad (6.16)$$

$$\gamma_{D,k} = \sigma_v^2 + \gamma(\mathbf{m}_k, \mathbf{v}) \quad (6.17)$$

Als Maß für die Übereinstimmung unter Berücksichtigung der Standardabweichung kann ebenfalls die  $l_2$ -Norm der Dichtefunktion herangezogen werden. Die Dopplergeschwindigkeit wird somit über den Term  $p(0|t_{D,k}, \gamma_{D,k})$  berücksichtigt. In Abb. 6.3 ist die Diskrepanz zwischen erwarteter und gemessener Dopplergeschwindigkeit visualisiert. Für jede Detektion wird dabei die Differenz über den Betrachtungswinkel (d. h. Richtung der Detektion bezüglich des Fahrzeugs) aufgetragen. Der  $3\sigma$  Korridor ist dabei hellblau hinterlegt. Wie aus Gl. (6.17) und Gl. (6.15) ersichtlich, ist dieser nur bezüglich des Winkels von der jeweiligen Detektion abhängig. Somit ergibt sich für jede Detektion unter einem bestimmten Winkel derselbe Korridor. Die resultierende Varianz besteht dabei aus der Varianz der Dopplermessung  $\sigma_v^2$ . Hinzu kommt die Varianz der postulierten Doppler-Geschwindigkeit  $\gamma(\mathbf{m}_k, \mathbf{v})$ . Da der zu erwartende Doppler-Wert als radiale Projektion berechnet wird (siehe Gl. (6.14)), ist die Funktion  $\gamma(\mathbf{m}_k, \mathbf{v})$  die transformierte Varianz  $\sigma_\theta^2$  des Winkels. Dieser transformierte Wert wird mit betragsmäßig größerem Betrachtungswinkel ebenfalls größer. Der  $3\sigma$  Korridor wird daher zu den Seiten hin weiter:

$$d_{D,\text{only}}(\mathbf{v}) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K p(0|t_{D,k}, \gamma_{D,k}) \quad (6.18)$$



**Abbildung 6.3:** Eine exemplarische Darstellung der Diskrepanz zwischen der (aufgrund der Eigenbewegung) erwarteten und gemessenen Dopplergeschwindigkeit über dem Betrachtungswinkel. Ein Korridor von  $3\sigma$  ist hellblau hinterlegt. © 2015 IEEE [BKK<sup>+</sup>15]

Für diese Gleichung existiert kein eindeutiges Minimum, so dass  $\mathbf{v}$  nicht eindeutig bestimmt werden kann [KBK<sup>+</sup>16]. Für den Fall, dass man von einer Fahrt ohne Quergeschwindigkeit ausgehen kann (d. h.  $v_y = 0$ ), existiert jedoch eine Lösung. Alternativ kann das kombinierte Verfahren angewandt werden, welches im folgenden Abschnitt beschrieben wird.

### 6.2.3 Kombiniertes Verfahren

Durch die Kombination beider Verfahren lassen sich die jeweiligen Vorteile verbinden: Da die geometrische Anordnung statischer Objekte in realen Verkehrssituationen nahezu nie eine vollständig symmetrische Anordnung aufweisen, lässt sich über die positionsbasierte Schätzung eine eindeutige Eigenbewegung ermitteln. Die Positionsunsicherheit der Detektionen ist vergleichsweise groß, gemessen an ihrer Positionsänderung von einem Zeitschritt zum nächsten. Daher ist auch die Eigenbe-

wegungsschätzung einer gewissen Messunsicherheit unterlegen. Diese lässt sich durch Hinzunahme einer Doppler-basierten Schätzung deutlich verbessern. Dafür besitzt die Doppler-basierte Schätzung eine schlechtere Eindeutigkeit. Werden beide Schätzungen kombiniert, so erhält man eine gute Eindeutigkeit und eine hohe Genauigkeit.

Ergänzt man die Positionsmetrik (6.11) um den Doppler-Beitrag  $p(0|t_{D,k}, \gamma_{D,k})$ , so erhält man die kombinierte Metrik  $d_D(\mathbf{v})$ :

$$d_D(\mathbf{v}) = \frac{1}{KQ} \sum_{k=1}^K \sum_{q=1}^Q p(0|\mathbf{T}_{k,q}, \mathbf{\Gamma}_{k,q}) \cdot p(0|t_{D,k}, \gamma_{D,k}) \quad (6.19)$$

Es wird an dieser Stelle davon ausgegangen, dass die Positions- und die Doppler-Verteilungen jeweils statistisch unabhängig sind, was für reale Messungen näherungsweise zutrifft. Das Produkt  $p(0|\mathbf{T}_k, \mathbf{\Gamma}_k) \cdot p(0|t_{D,k}, \gamma_{D,k})$  wird genau dann maximal, wenn sowohl die Verschiebung zwischen aktueller und vorheriger Detektion als auch die detektierte Dopplergeschwindigkeit zur Eigenbewegung  $\mathbf{v}$  passen. Dieser Zusammenhang lässt sich nutzen, um für gegebene Radarmessungen die Eigenbewegung zu bestimmen. Dazu stellt man ein Maximierungsproblem auf, bei welchem man über die Metrik  $d_D(\mathbf{v})$  optimiert:

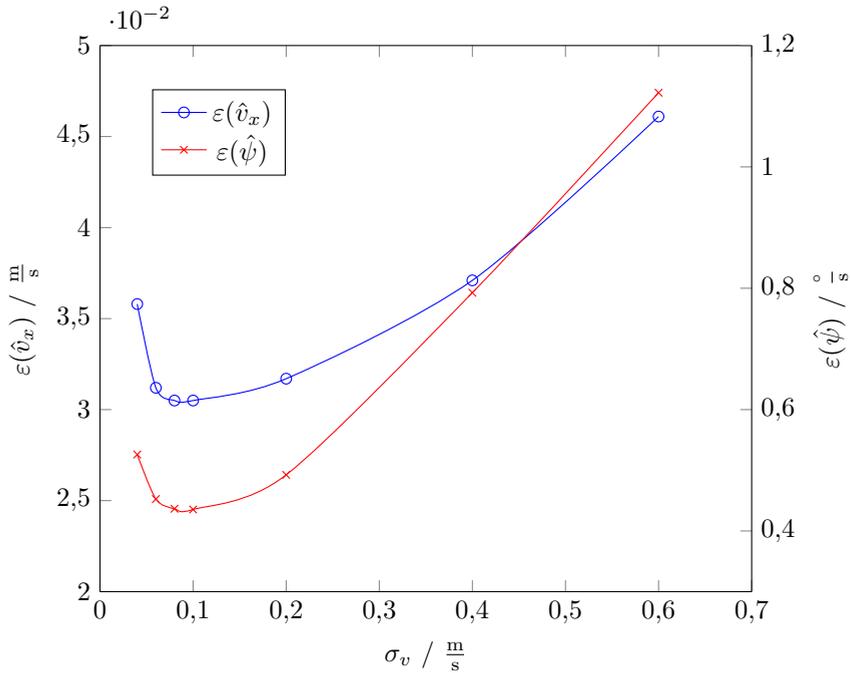
$$\{\hat{\psi}, \hat{v}_x, \hat{v}_y\} = \arg \max_{\psi, v_x, v_y} d_D(\mathbf{v}) \quad (6.20)$$

Damit das globale Optimum erreicht wird, müssen zwei Anforderungen erfüllt sein: Zum einen muss die aus der Eigenbewegung ermittelte Verschiebung so sein, dass die  $Q$  Detektionen aus dem vorherigen Zeitschritt den  $K$  Detektionen aus dem aktuellen Zeitschritt möglichst gut zugeordnet werden können. Zum anderen muss die anhand der eigenen Bewegung bestimmte Dopplergeschwindigkeit, die für statische Detektionen erwartet wird, mit der tatsächlich gemessenen Dopplergeschwindigkeit möglichst genau übereinstimmen. Die Optimierung kann wieder mittels Simplex-Verfahren bei geeignetem Startwert durchgeführt werden (siehe Abschnitt 6.2.1).

Wenn man davon ausgehen kann, dass das Systemfahrzeug keine laterale Bewegung an der Hinterachse erfährt oder, anschaulich gesprochen, nicht driftet, lässt sich  $v_y = 0$  setzen. Dadurch reduziert sich der Freiheitsgrad um 1 und die Genauigkeit des Verfahrens steigt:

$$\{\hat{\psi}, \hat{v}_x\} = \arg \max_{\psi, v_x} d_D(\mathbf{v})|_{v_y=0} \quad (6.21)$$

Obwohl das Verfahren, wie bisher beschrieben, mit nur einem Sensor funktionsfähig ist, lässt es sich auf beliebig viele Sensoren erweitern. Dazu wird für jeden Sensor das Optimalitätskriterium  $d_D(\mathbf{v})$  aufgestellt und über die Detektionen aller Sensoren optimiert.

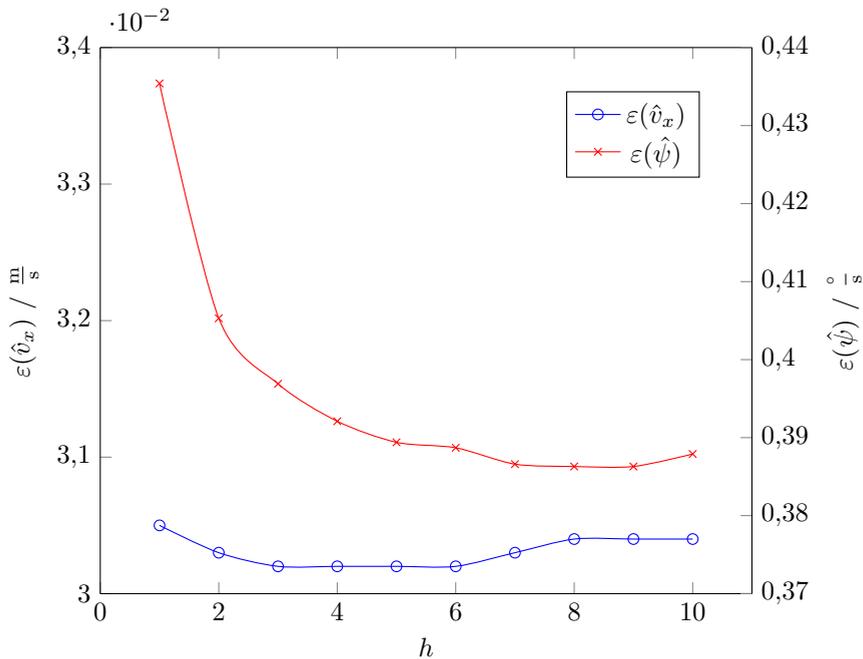


**Abbildung 6.4:** Einfluss der Standardabweichung der Dopplergeschwindigkeit  $\sigma_v$  auf die Unsicherheit des Verfahrens bei konstanter Standardabweichung in Entfernung  $\sigma_r$  und Azimutwinkel  $\sigma_\theta$ .

Weiter lässt sich der Schätzfehler des Verfahrens reduzieren, wenn mehrere Messungen aus der Vergangenheit berücksichtigt werden. Betrachtet man beispielsweise die  $h$  letzten Messungen, so lässt sich diese Erweiterung sehr effizient durchführen, indem man, nachdem die Eigenbewegung für den Schritt ( $i$ ) berechnet wurde, die Messungen ( $i-h$ ),  $\dots$ , ( $i-1$ ) an die gleiche Bezugsposition wie die ( $i$ )-te Messung transformiert. Sobald die ( $i+1$ ) Messung empfangen wird, haben alle vergangenen Messungen die Referenzposition und -ausrichtung.

## 6.2.4 Experimentelle Ergebnisse

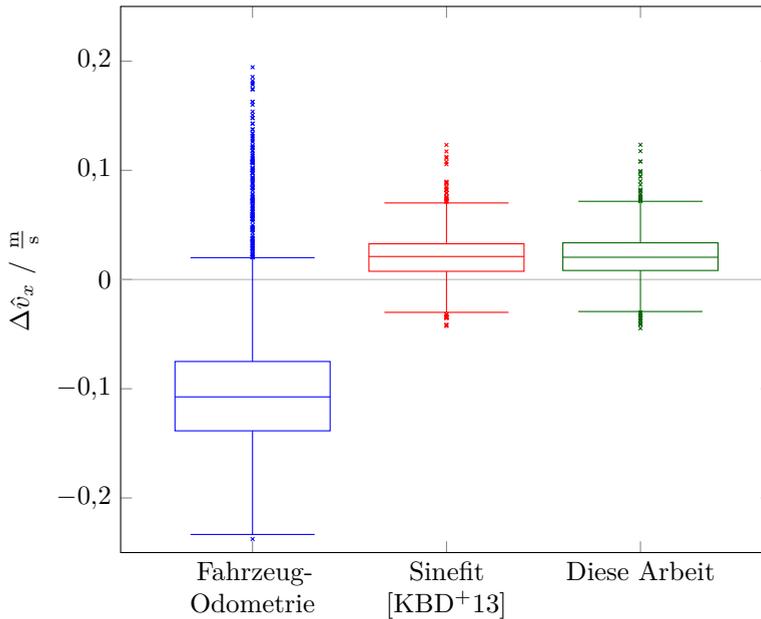
Zur experimentellen Verifikation des Verfahrens werden Realmessungen verwendet. Diese wurden mit einem 77 GHz Radar der Firma Astyx aufgezeichnet. Als Modulation wurde das CS-Verfahren mit einer Bandbreite von 500 MHz verwendet. Die



**Abbildung 6.5:** Einfluss der Anzahl an vorherigen Messungen  $h$ , die zur Schätzung der aktuellen Eigenbewegung herangezogen werden.

Winkelbestimmung wurde mit einem uniformen Antennenarray mit 2 Sende- und 10 Empfangsantennen realisiert. Die Messrate des Sensors beträgt 15 Hz und es wurden 1500 Einzelmessungen für die Auswertung genutzt. Die Messdaten stammen aus einem urbanen Umfeld und das Systemfahrzeug fuhr circa 30 km/h. Sofern nicht anders angegeben, wird als Standardabweichung des Sensors  $\sigma_\theta = 0,5^\circ$  in Azimut-Richtung,  $\sigma_r = 0,2$  m in Entfernung und  $\sigma_v = 0,1 \frac{\text{m}}{\text{s}}$  bezüglich der Dopplergeschwindigkeit angenommen. Als Referenz dient ein Inertialmesssystem mit Unterstützung durch Differentielles GPS (DGPS) vom Typ ADMA der Firma Genesys. Dadurch erreicht das Referenzsystem einen Positionsfehler kleiner 2 cm. Als Systemfahrzeug dient eine Mercedes-Benz S-Klasse der Baureihe 222 mit dem Baujahr 2013.

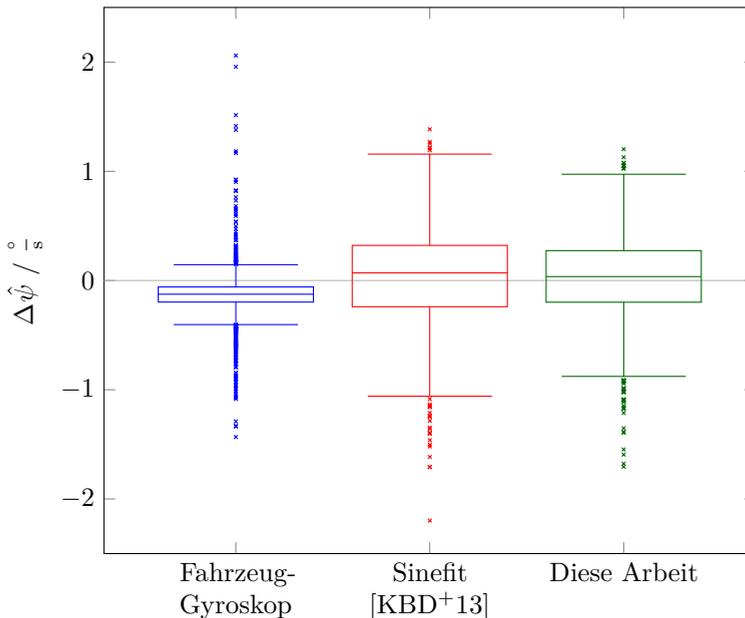
Zunächst werden die Einflussfaktoren auf das Verfahren betrachtet. Dazu wird in Abb. 6.4 der Modellparameter für die Standardabweichung der Dopplergeschwindigkeit  $\sigma_v$  variiert. Dazu wird jeweils der RMSE der Geschwindigkeit  $\varepsilon(\hat{v}_x)$  und Gierrate  $\varepsilon(\hat{\psi})$  betrachtet. Wie man sieht, ist das Verfahren sehr sensitiv, was die korrekte Standardabweichung der Dopplergeschwindigkeit betrifft. Dabei erzielt ein Wert von



**Abbildung 6.6:** Vergleich des Schätzfehlers der Geschwindigkeit anhand verschiedener Bestimmungsverfahren.

$\sigma_v = 0,1 \frac{\text{m}}{\text{s}}$  die besten Ergebnisse. Diese hohe Sensitivität hat folgende Ursache: Bei einem zu niedrigen Wert wird die Normalverteilung nach Gl. (6.17) sehr schmal. Dadurch überlappen sich die erwartete und gemessene Dopplergeschwindigkeit aufgrund von Messunsicherheiten nicht mehr. Wird dagegen die Standardabweichung zu groß gewählt, verliert der Doppler-Term bei der Optimierung sein Gewicht und der Gradient der Optimierungsfunktion rund um das Optimum nimmt ab. Die Abhängigkeit der Anzahl vorheriger Messungen  $h$ , die zur Ermittlung der Eigenbewegung genutzt werden, ist in Abb. 6.5 dargestellt. Es ist zu sehen, dass der Schätzfehler bezüglich  $\hat{v}_x$  weitestgehend unabhängig ist von der Anzahl der berücksichtigten Messungen. Dagegen verbessert sich die Gierratenschätzung  $\hat{\psi}$  von eine RMSE  $0,435 \text{ }^\circ/\text{s}$  bei  $h = 1$  um 11% auf  $0,386 \text{ }^\circ/\text{s}$  bei  $h = 8$ . Eine Berücksichtigung weiterer Messungen aus der Vergangenheit bringt dagegen keine weitere Verbesserung.

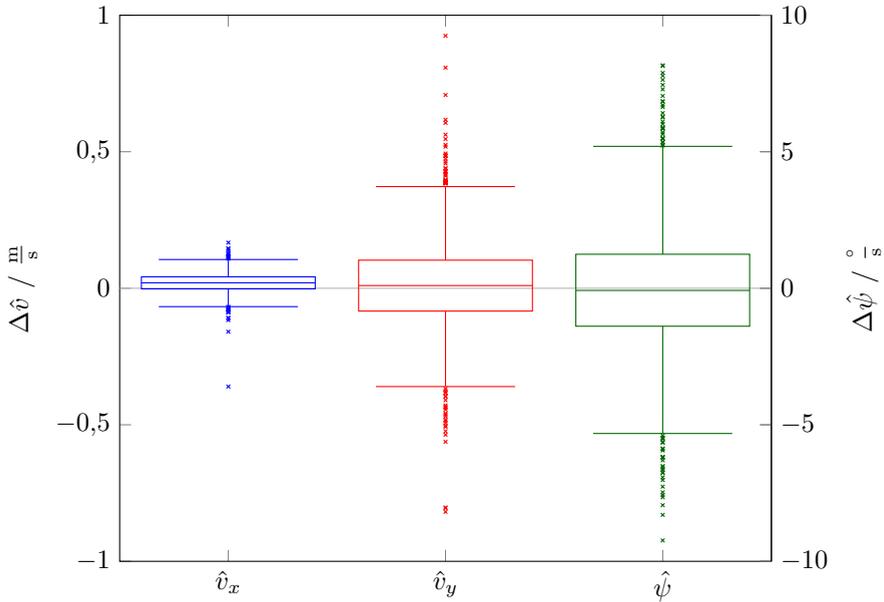
Um das beschriebene Verfahren zu analysieren, wird zunächst der Fall mit zwei Freiheitsgraden betrachtet ( $v_y = 0$ ). Hierbei wird das Schätzergebnis mit der serienmäßigen Fahrzeug-Odometrie und dem radarbasierten Verfahren nach [KBD+13] verglichen. Dieses Verfahren führt eine Regression durch, bei welcher ein Sinus durch die stationären Detektionen im  $\theta$ - $v_D$ -Raum gelegt wird. Aus den Parametern des Sinus (Phase und Amplitude) lassen sich  $\hat{v}_x$  und  $\hat{\psi}$  ableiten. Daher wird das Verfahren



**Abbildung 6.7:** Vergleich des Schätzfehlers der Gierrate anhand verschiedener Bestimmungsverfahren.

im Folgenden als *Sinefit* bezeichnet. Die Visualisierung der Analyse erfolgt mittels *Box Plot*. Der Kasten erstreckt sich dabei vom unteren zum oberen Quartil. Die Linie innerhalb des Kastens markiert den Median. Die *Whisker* kennzeichnen den Bereich, in dem Werte von bis zum 1,5-fachen des Quartilsabstands liegen. Größere Ausreißer sind durch Kreuze gekennzeichnet.

In Abb. 6.6 ist die Abweichung der geschätzten Geschwindigkeit  $\hat{v}_x$  dargestellt. Während die Fahrzeug-Odometrie eine Standardabweichung von 0,072 m/s und einen mittleren Fehler von -0,095 m/s erzielt, erreichen beide radarbasierten Verfahren eine Standardabweichung von 0,022 m/s und einen mittleren Fehler von 0,021 m/s. Die Abweichung der geschätzten Gierrate  $\hat{\psi}$  ist in Abb. 6.7 visualisiert. Der Gierratsensor des Fahrzeugs hat hier eine Standardabweichung von 0,248 °/s und einen mittleren Fehler von -0,136 °/s. Hier zeigen die radarbasierten Verfahren eine größere Standardabweichung, liegen jedoch im Mittel näher an der Realität, was vor allem für Lokalisierungsanwendungen, wie *Dead Reckoning* hilfreich ist [TBF<sup>+</sup>05]. Das *Sinefit* Verfahren erzielt eine Standardabweichung von 0,447 °/s und einen mittleren Fehler von 0,034 °/s. Das probabilistische Verfahren erreicht eine Standardabweichung von 0,386 °/s und einen mittleren Fehler von 0,016 °/s.



**Abbildung 6.8:** Vergleich der Schätzfehler der Eigenbewegungsparameter im Fall mit drei Freiheitsgraden.

Für den Fall mit drei Freiheitsgraden ist ein direkter Vergleich zur Fahrzeug-Odometrie und dem Radarverfahren nach [KBD<sup>+</sup>13] nicht möglich, da diese jeweils nur zwei Freiheitsgrade bestimmen. Daher sind in Abb. 6.8 die verschiedenen Parameter des probabilistischen Verfahrens dargestellt. Die longitudinale Geschwindigkeit  $\hat{v}_x$  hat eine Standardabweichung von 0,037 m/s und einen mittleren Fehler von 0,020 m/s, während die laterale Geschwindigkeit  $\hat{v}_y$  eine Standardabweichung von 0,178 m/s und einen mittleren Fehler von 0,011 m/s aufweist. Dagegen ändert sich die Standardabweichung für die geschätzte Gierrate  $\hat{\psi}$  auf 2,607 °/s sowie der mittlere Fehler auf -0,118 °/s. Bezüglich der longitudinalen Geschwindigkeit erreicht das Verfahren mit drei Freiheitsgraden also vergleichbare Ergebnisse wie mit zwei Freiheitsgraden. Jedoch erhöht sich die Abweichung bezüglich der Gierrate um eine Größenordnung. Daher ist das Verfahren mit drei Freiheitsgraden nur dann sinnvoll anzuwenden, wenn eine nennenswerte laterale Geschwindigkeit erwartet wird. Dies ist beispielsweise dann der Fall, wenn hochdynamische Fahrmanöver zu erwarten sind oder der Untergrund nicht ausreichend befestigt ist.

Als Beispiel soll nun eine *Dead Reckoning* Anwendung gezeigt werden. Hierbei wurde mit den drei Verfahren (Fahrzeug-Odometrie, *Sinefit* und dem probabilistischen Verfahren aus dieser Arbeit) die Eigenbewegung des Fahrzeugs geschätzt. Die Ergebnisse

	Absoluter Fehler / m	Relativer Fehler / %
Fahrzeug-Odometrie	34,5	4,17
Sinefit [KBD <sup>+</sup> 13]	13,7	1,66
Diese Arbeit	3,0	0,37

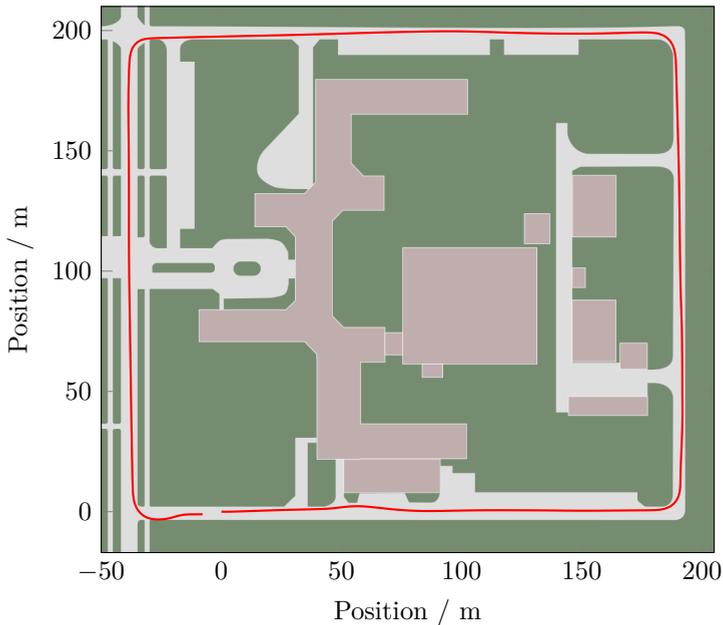
**Tabelle 6.1:** Vergleich der absoluten und relativen Positionsfehler bei *Dead Reckoning* über eine Strecke von 827 m.

sind in Tabelle 6.1 dargestellt. Insgesamt wurde eine Strecke von 827 m zurückgelegt. Nach dieser Strecke resultiert die aufintegrierte Fahrzeug-Odometrie in einem Fehler von 34,5 m. Der Fehler vom *Sinefit* Algorithmus liegt bei 13,7 m und der vom probabilistischen Ansatz bei 3,0 m. Somit liegt der relative Fehler bei 0,37 % der gesamten zurückgelegten Strecke. Bei den absoluten Werten ist jedoch zu beachten, dass sich dieses Ergebnis je nach Streckenführung und Fahrverhalten ändern kann. Allerdings erhält man durch die Fahrzeug-Odometrie die größten Fehler, denn diese sind stark beeinflusst von Reifengeometrie und -dynamik sowie Nichtidealitäten des Gyroskops [KBD<sup>+</sup>15]. Das *Sinefit* Verfahren schneidet besser ab, da es die Geschwindigkeit aus der Umgebung ermittelt. Das probabilistische Verfahren zeigt hier die besten Ergebnisse, da es die Geschwindigkeit direkt aus der Position und Dopplergeschwindigkeit ableitet (siehe Gl. (6.11)). In Abb. 6.9 ist das Gelände auf dem der Test durchgeführt wurde, sowie das Ergebnis aus dem probabilistischen Verfahren dargestellt.

## 6.3 Zusammenfassung

In diesem Kapitel werden verschiedene Konzepte zur Weiterverarbeitung von Radarsensordaten behandelt. Der Fokus liegt dabei auf Applikationen aus dem Automobilumfeld. Hierbei existieren zwei wesentliche Aspekte. Zum einen handelt es sich dabei um die Positions- und Konturbestimmung von Objekten, die der Sensor detektiert, was im ersten Abschnitt thematisiert wird. Zum anderen handelt es sich um die Ableitung des Bewegungszustands, anhand von Positionsverschiebung und gemessener Dopplergeschwindigkeit. Dies ist im zweiten Abschnitt am Beispiel der Eigenbewegungsbestimmung dargestellt.

Im Abschnitt 6.1 wird zunächst das Thema Konturbestimmung erörtert. Dies stellt eine der größten Herausforderungen in der aktuellen Entwicklung des Automobilra-



**Abbildung 6.9:** Bestimmung der relativen Position mittels *Dead Reckoning* mit dem in Abschnitt 6.2.3 beschriebenen, kombinierten Verfahren.

dars dar. Auf der einen Seite möchte man für die Applikation nicht nur die Position, sondern auch die räumliche Ausdehnung von Objekten bestimmen. Auf der anderen Seite liefert der Radarsensor keine äquidistanten Detektionen auf der Objektoberfläche, sondern detektiert Streuzentren. Wie viele Streuzentren sich auflösen lassen, hängt von der eingesetzten Sensorik ab. Ein Sensor mit großer Apertur und hoher Sensitivität hat ein besseres Auflösungsvermögen als ein Sensor mit kleiner Apertur und schlechter Sensitivität. Doch auch die eingesetzte digitale Signalverarbeitung hat einen erheblichen Einfluss auf das Detektionsvermögen. Um dies zu verdeutlichen wird ein *state-of-the-art* Strahlformungsalgorithmus mit einem Maximum-Likelihood-Ansatz verglichen. Dabei zeigt sich, dass ersterer nur eine grobe Position des Objekts liefert, während letzterer eine Vielzahl von Streuzentren entlang der Fahrzeugkontur auflösen kann. Anschließend wird darauf eingegangen, wie mit den generierten Detektionen weiter verfahren werden kann. Der klassische Ansatz sieht dabei so aus, dass zunächst die Detektionen zu Objekten segmentiert werden und diese Objekte dann beispielsweise durch Tracking-Verfahren verfolgt werden. Außerdem können Objektanmessungen mittels *Bounding Box* bestimmt werden. Einen alternativen Ansatz stellen die Belegungskarten (engl. *Occupancy Gridmaps*) dar. Dieser Ansatz

stammt aus der Robotik und diente ursprünglich dazu, eine statische Umgebung abzubilden. Dazu wird das Fahrzeugumfeld in Zellen unterteilt und für jede Zelle wird eine Belegungswahrscheinlichkeit anhand der aktuellen und vergangenen Detektionen berechnet. Neueste Veröffentlichungen beschreiben auch, wie sich dieser Ansatz für dynamische Objekte verwenden lässt, indem jeder Zelle auch ein Bewegungsvektor zugeordnet wird.

Im Abschnitt 6.2 wird der Aspekt der Bewegungsbestimmung betrachtet. Dies ist im Radarkontext ein spezieller Aspekt, da der Radarsensor aufgrund des Dopplereffekts in der Lage ist, eine Geschwindigkeitsprojektion direkt zu messen. Ein Thema der aktuellen Forschung ist dabei die Eigenbewegungsbestimmung des Systemfahrzeugs. In dieser Arbeit wird ein probabilistisches *Framework* entwickelt, um diese Aufgabe zu lösen. Dabei wird eine kombinierte Metrik für eine Schätzung, sowohl auf Basis der Positionsverschiebung als auch der Dopplergeschwindigkeit hergeleitet. Es kann gezeigt werden, dass eine Geschwindigkeitsschätzung deutlich bessere Ergebnisse liefert als die im Fahrzeug serienmäßig vorhandene Geschwindigkeitsbestimmung anhand der Raddrehzahlen. Bei der Gierrate erreicht das radarbasierte Verfahren zwar nicht die geringe Standardabweichung des Gierratensensors, jedoch ermöglicht es eine Schätzung mit einem mittleren Fehler von nahezu Null. Dies macht es für *Dead Reckoning* und Lokalisierungsanwendungen interessant, wie aus dem Beispiel ersichtlich wird.



# Kapitel 7

## Gesamtfazit und Ausblick

In diesem Kapitel werden noch einmal die wesentlichen Aspekte dieser Arbeit zusammengefasst. Dabei wird ein besonderes Augenmerk auf die technischen Neuerungen gelegt, welche im Rahmen dieser Arbeit entwickelt wurden. Schließlich folgt ein Ausblick auf aktuelle Forschungsthemen, die Potential für Weiterentwicklungen bieten.

### 7.1 Fazit

Im Rahmen dieser Arbeit wurde die gesamte digitale Signalverarbeitungskette der modernen Automobilradare behandelt. Mit dem Ziel, das Auflösungsvermögen und die Robustheit dieser Systeme zu optimieren, konnten verschiedene Maßnahmen identifiziert werden. Hierbei handelt es sich um Verbesserungen bestehender Signalverarbeitungsansätze und neuartige Ansätze. Nach der Erläuterung der für Automobile relevanten radartechnischen Grundlagen, folgt die Einführung eines allgemeinen Signalmodells. Auf Basis dieser Modellierung werden Verfahren zur hochauflösenden Signalverarbeitung vorgestellt. Dabei ist eine Erweiterung des Detektionsverfahrens mittels autoregressivem Modell beschrieben, welches auch bei teilweise unbekanntem Phasenbezug eingesetzt werden kann, falls beispielsweise ein Sensor mit Sendemultiplex-Technik vorliegt. Außerdem wird in dieser Arbeit erstmalig eine Implementierung des Relax-Verfahrens vorgestellt, das eine hohe Nebenläufigkeit bei limitiertem Speicher ermöglicht. Dadurch lässt sich das Verfahren auch für mehrdimensionale Probleme (z. B. Detektion von Richtung, Entfernung und Dopplergeschwindigkeit) auf GPU oder FPGA umsetzen. Beim Thema Kalibrierung werden die verschiedenen Einflussfaktoren erläutert. Anhand eines Beispiels wird gezeigt, wie sich der durchschnittliche Winkelfehler für einen Radarsensor mit 10 Empfangskanälen auf  $0,1^\circ$  bei der Winkelbestimmung reduzieren lässt. Des Weiteren ist in dieser Arbeit erstmalig ein Verfahren zur Stördetektion und -reduktion beschrieben,

das auf Mustererkennungsverfahren aus der Bildverarbeitung basiert. Möglich ist dies durch das *Chirp-Sequence*-Verfahren, welches mehr Abtastpunkte liefert als ein klassisches frequenzmoduliertes Dauerstrichradar. Wandelt man das Empfangssignal in ein Grauwertbild um, so lassen sich mittels des MSER-Algorithmus Störungen identifizieren und herausfiltern. Dadurch kann verhindert werden, dass schwache Reflexionen durch Störungen maskiert werden, wie die experimentellen Ergebnisse zeigen. Schließlich zeigt diese Arbeit auf, welche neuen Applikationen sich durch hochauflösende Radarsensorik ergeben. Dabei werden sowohl Aspekte der Positions- als auch der Bewegungsbestimmung betrachtet. Es wird gezeigt, wie sich eine Vielzahl von Streuzentren, beispielsweise auf einer Fahrzeugoberfläche auflösen lässt. Trägt man diese Detektionen in eine Belegungskarte ein, lässt sich ein sehr präzises Abbild der Umgebung generieren. Alternativ können die Detektionen mit geeigneten Verfahren segmentiert und Hüllflächen abgeleitet werden, um eine einfache Beschreibung von Objektanmessungen zu generieren. Darüber hinaus wird gezeigt, wie sich anhand von Radardetektionen die Eigenbewegung des Systemfahrzeugs bestimmen lässt. Dazu werden Dopplergeschwindigkeits- und Positionsinformationen in einem probabilistischen *Framework* ausgewertet.

Insgesamt lässt sich folgendes Resümee ziehen: Durch Einsatz effizienter Algorithmen lässt sich das Detektionsverhalten und die Robustheit von Automobilradaren deutlich steigern. Aufgrund der Komplexität der Algorithmen fällt ein gewisser Rechenaufwand an. Dieser Aufwand muss immer in Relation zu den Kosten für zusätzliche Hochfrequenzkomponenten, wie beispielsweise ein größeres Empfangsarray, um das Auflösungsvermögen zu steigern, betrachtet werden.

## 7.2 Ausblick

Bei kamerabasierten Sensorsystemen für Automobilanwendungen liegt eine Vielzahl der Bildverarbeitungsalgorithmen bereits heute als integrierte Schaltungen vor [HHH<sup>+</sup>17]. Hier haben Radarsysteme noch ein großes Potential. Durch eine Umsetzung der beschriebenen Algorithmen als integrierte Schaltung oder auf FPGA-Basis können auch kurze Messintervalle in Echtzeit realisiert werden. Außerdem lassen sich die Algorithmen noch effizienter gestalten, wenn die hochauflösende Detektion nur selektiv angewandt wird [EHZ<sup>+</sup>17]. So bietet insbesondere die mehrstufige Implementierung des Relax Verfahrens, das im Rahmen dieser Arbeit entwickelt wurde, das Potential, den hohen Detaillierungsgrad nur in Bereichen zu berechnen, die für das Assistenzsystem relevant sind. Mit steigender Ausstattungsrate von Assistenzsystemen in Fahrzeugen im realen Straßenverkehr wird die Bedeutung von wechselseitigen Störungen und Verfahren zur Störunterdrückung zunehmen. Statt wie in dieser Arbeit beschrieben, die gestörten Signalteile herauszufiltern, gibt es erste Ansätze, die

---

versuchen, das ungestörte Signal zu rekonstruieren [BRR<sup>+</sup>17]. Dazu kommen *Sparse Sampling* Ansätze zum Einsatz, welche sich zu Nutze machen, dass das Eingangssignal eine gewisse Redundanz aufweist. Durch die hochaufgelösten Radardetektionen eröffnen sich neben den beschriebenen weitere neue Anwendungsfälle. Mithilfe von *Machine Learning* Ansätzen können Objekte klassifiziert werden [LHD<sup>+</sup>17]. Dadurch ist beispielsweise die Detektion von geparkten Fahrzeugen möglich, um Parklücken zu identifizieren. So werden Anwendungen ermöglicht, die bislang nur mit Kamera- oder LIDAR-Systemen denkbar waren.



# Abkürzungsverzeichnis

<b>AR</b>	Autoregressiv . . . . .	34
<b>CA-CFAR</b>	<i>Cell Averaging CFAR</i> . . . . .	72
<b>CFAR</b>	Konstante Falschalarmrate (engl. <i>Constant False-Alarm Rate</i> ) .	32
<b>CRB</b>	Cramér-Rao-Schranke (engl. <i>Cramér Rao Bound</i> ) . . . . .	52
<b>CS</b>	<i>Chirp Sequence</i> . . . . .	15
<b>CW</b>	Dauerstrichradar (engl. <i>Continuous Wave</i> ) . . . . .	11
<b>CZT</b>	Chirp-Z-Transformation . . . . .	46
<b>DBSCAN</b>	Dichtebasierte Segmentierung (engl. <i>Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise</i> ) . . . . .	86
<b>DFT</b>	Diskrete Fouriertransformation . . . . .	33
<b>DGPS</b>	Differentielles GPS . . . . .	99
<b>ESPRIT</b>	<i>Estimation of Signal Parameters Via Rotational Invariance Techniques</i> . . . . .	40
<b>FFT</b>	Schnelle Fouriertransformation (engl. <i>Fast Fourier Transform</i> )	33
<b>FMCW</b>	Frequenzmoduliertes Dauerstrichradar (engl. <i>Frequency Modulated Continuous Wave</i> ) . . . . .	13
<b>FPGA</b>	Programmierbare integrierte Logikschaltung (engl. <i>Field Programmable Gate Array</i> ) . . . . .	50
<b>GPU</b>	Grafikprozessor (engl. <i>Graphics Processing Unit</i> ) . . . . .	50
<b>HMI</b>	Mensch-Maschinen-Schnittstelle (engl. <i>Human Machine Interface</i> )	2
<b>IFFT</b>	Inverse FFT . . . . .	48
<b>LIDAR</b>	<i>Light Detection and Ranging</i> . . . . .	1
<b>MAC</b>	Multiplikation und Addition (engl. <i>Multiply Accumulate</i> ) . . .	50

---

<b>MIMO</b>	<i>Multiple Input Multiple Output</i> . . . . .	23
<b>ML</b>	Maximum-Likelihood . . . . .	42
<b>MSER</b>	Algorithmus zur Bestimmung von Bildbereichen (engl. <i>Maximally Stable Extremal Regions</i> ) . . . . .	75
<b>MUSIC</b>	<i>Multiple Signal Classification</i> . . . . .	40
<b>OPTICS</b>	Segmentierung mittels Indexstruktur (engl. <i>Ordering Points To Identify the Clustering Structure</i> ) . . . . .	87
<b>OS-CFAR</b>	<i>Ordered Statistics CFAR</i> . . . . .	72
<b>PHD</b>	<i>Probability Hypothesis Density</i> . . . . .	89
<b>PSF</b>	Punktspreizfunktion (engl. <i>Point Spread Function</i> ) . . . . .	37
<b>RCS</b>	Radarquerschnitt (engl. <i>Radar Cross Section</i> ) . . . . .	8
<b>RMSE</b>	Wurzel des mittleren quadratischen Fehlers (engl. <i>Root-Mean-Square Error</i> ) . . . . .	54
<b>SAR</b>	Radar mit synthetischer Apertur (engl. <i>Synthetic Aperture Radar</i> )	86
<b>SNR</b>	Signal-zu-Rausch-Abstand (engl. <i>Signal-to-Noise Ratio</i> ) . . . .	53

# Symbolverzeichnis

## Allgemeine Notation

$a$	Skalar
$\mathbf{a}$	Vektor
$\mathbf{A}$	Matrix
$\mathcal{A}$	Tensor
$a_k$	$k$ -tes Element des Vektors $\mathbf{a}$
$a_{m,n}$	$(m, n)$ -tes Element der Matrix $\mathbf{A}$
$a_{m,n,p}$	$(m, n, p)$ -tes Element des Tensors $\mathcal{A}$
$\hat{a}$	Schätzwert für $a$
$\bar{a}$	Komplexe Konjugation von $a$
$ a ,  \mathbf{a} $	Betrag von $a$ beziehungsweise $\mathbf{a}$
$ \mathbf{A} $	Determinante von $\mathbf{A}$
$\ \mathbf{A}\ _F$	Frobenius-Norm von $\mathbf{A}$
$\mathbf{A}^T$	Transponierte Matrix von $\mathbf{A}$
$\mathbf{A}^H$	Adjungierte Matrix von $\mathbf{A}$ (d. h. $\overline{\mathbf{A}^T}$ )
$\mathbf{A}^{-1}$	Inverse Matrix von $\mathbf{A}$
$\mathcal{A} \odot \mathcal{B}$	Elementweise Multiplikation von $\mathcal{A}$ und $\mathcal{B}$
$\langle \mathcal{A}, \mathcal{B} \rangle$	Frobenius-Skalarprodukt von $\mathcal{A}$ und $\mathcal{B}$ (Summe über alle Einträge der elementweisen Multiplikation)
$\mathbf{0}$	Nullvektor/-matrix
$\mathbf{1}$	Einheitsmatrix
$\varepsilon(\hat{a})$	RMSE von $\hat{a}$
$\Delta\hat{a}$	Schätzfehler von $\hat{a}$ ( $\Delta\hat{a} = \hat{a} - a$ )
$\mathbf{m}$	Mittelwert
$\Sigma$	Kovarianzmatrix
$p(x)$	Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion von $x$
$E\{x\}$	Erwartungswert von $x$

**Fahrzeugeigenschaften und Fahrzustand**

$\mathbf{v}$	Bewegungsvektor ( $\mathbf{v} = [\psi, v_x, v_y]^T$ )
$x_S$	Einbauposition des Sensors in Längsrichtung bezüglich des Rotationszentrums
$y_S$	Einbauposition des Sensors in Querrichtung bezüglich des Rotationszentrums
$\alpha_S$	Einbauwinkel des Sensors
$\psi$	Gierrate
$v_x$	Längsgeschwindigkeit
$v_y$	Quergeschwindigkeit

**Physikalische Größen**

$e$	Eulersche Exponentialfunktion
$f$	Frequenz
$j$	Imaginäre Einheit
$\omega$	Kreisfrequenz ( $\omega = 2\pi f$ )
$\kappa$	Kreiswellenzahl ( $\kappa = 2\pi/\lambda$ )
$\pi$	Kreiszahl
$c_0$	Lichtgeschwindigkeit
$\varphi$	Phase
$\Delta t$	Signallaufzeit
$\lambda$	Wellenlänge

**Radareigenschaften**

$d$	Abstand zwischen zwei Antennenelementen
$G$	Antennengewinn
$T_R$	Dauer einer Frequenzrampe
$T_S$	Dauer zwischen zwei Abtastpunkten
$T_M$	Dauer zwischen dem Beginn zweier Messungen
$R$	Eindeutigkeitsbereich in Entfernung
$\Delta f, \Delta\omega$	Frequenzhub ( $\Delta f = f_{\max} - f_{\min}$ )
$f_0, \omega_0$	Grundfrequenz
$A_{\text{tx}}$	Sendeamplitude
$f_{\text{tx}}, \omega_{\text{tx}}$	Sendefrequenz
$P_{\text{tx}}$	Sendeleistung
$\varphi_{\text{tx}}$	Sendephase
$x_{\text{tx}}(t)$	Sendsignal

$A_{\mathbf{r}\mathbf{x}}$	Empfangsamplitude
$f_{\mathbf{r}\mathbf{x}}, \omega_{\mathbf{r}\mathbf{x}}$	Empfangsfrequenz
$\mathbf{C}$	Kalibrierungsmatrix der Gruppenantenne
$P_{\mathbf{r}\mathbf{x}}$	Empfangsleistung
$\varphi_{\mathbf{r}\mathbf{x}}$	Empfangsphase
$x_{\mathbf{r}\mathbf{x}}(t)$	Empfangssignal

### Signalmodell

$\mathcal{Y}$	Abgetastetes Empfangssignal
$\mathcal{N}$	Additives Rauschen auf dem Empfangssignal
$K$	Anzahl der Detektionen
$M$	Anzahl der (Empfangs-)Kanäle
$N$	Anzahl der Abtastpunkte pro Frequenzrampe
$P$	Anzahl der Frequenzrampen
$R$	Anzahl der Dimensionen
$\varphi_{\mathbf{D}}$	Doppler-bedingter Phasenversatz
$f_{\mathbf{D}}, \omega_{\mathbf{D}}$	Dopplerfrequenz
$v_{\mathbf{D}}$	Dopplergeschwindigkeit (d. h. radiale Projektion der Objektgeschwindigkeit)
$\mathbf{y}$	Empfangssignal zu einem definierten Abtastzeitpunkt
$\mathbf{y}_{\mathbf{C}}$	Empfangssignal ohne Kalibrierung zu einem definierten Abtastzeitpunkt
$r$	Entfernung
$f_{\mathbf{R}}, \omega_{\mathbf{R}}$	Entfernungsbedingte Frequenzverschiebung
$\mathcal{W}(\Omega)$	Funktion der Kreisfrequenz
$k$	Index der betrachteten Detektion $(1, \dots, K)$
$m$	Index des betrachteten (Empfangs-)Kanals $(1, \dots, M)$
$n$	Index des betrachteten Abtastpunkts $(1, \dots, N)$
$p$	Index der betrachteten Frequenzrampen $(1, \dots, P)$
$\varrho$	Index der betrachteten Dimension $(1, \dots, R)$
$\Omega_{\theta}$	Phasenverschiebung zwischen zwei (Empfangs-)Kanälen
$\Omega_{\mathbf{R}}$	Phasenverschiebung zwischen zwei Abtastpunkten
$\Omega_{\mathbf{D}}$	Phasenverschiebung zwischen zwei Frequenzrampen
$\sigma_{\mathbf{RCS}}$	Radarquerschnitt (Rückstreuquerschnitt)
$\mathbf{m}_k$	Detektion $k$ (natürliche Repräsentation, $\mathbf{m}_k = [\theta_k, r_k, v_k^{\mathbf{D}}]^{\mathbf{T}}$ )
$\mathbf{\Omega}_k$	Detektion $k$ (Phasenrepräsentation, $\mathbf{\Omega}_k = [\Omega_{\theta,k}, \Omega_{\mathbf{R},k}, \Omega_{\mathbf{D},k}]^{\mathbf{T}}$ )
$S(\theta)$	(Pseudo-)Spektrum in Abhängigkeit der Richtung $\theta$
$\mathbf{a}(\theta)$	Steuerungsvektor

$\sigma_{\mathbf{D}}^2$	Varianz in der Dopplergeschwindigkeitsbestimmung
$\sigma_{\mathbf{R}}^2$	Varianz in der Entfernungsbestimmung
$\sigma_{\theta}^2$	Varianz in der Winkelbestimmung
$\theta$	Winkel / Richtung

### Spezifische Größen der Algorithmen

$b(p, n)$	Abstand zur nächsten Störung (in Abtastpunkten)
$L$	Auflösung des Iterationsschritts des Relax Algorithmus
$\mathbf{B}$	Binärbild
$\mathbf{C}$	Chirp Signal
$\mathbf{S}$	Chirp-Z-transformiertes Signal
$y^{\text{LP}}(t)$	Empfanssignal nach Tiefpassfilter
$g(r)$	Entfernungsabhängige Verstärkung/Dämpfung im Empfangspfad
$t(\mathbf{m}, \mathbf{v})$	Erwartete Dopplergeschwindigkeit zur Detektion $\mathbf{m}$
$\gamma(\mathbf{m}, \mathbf{v})$	Approximierte Varianz zu $t(\mathbf{m}, \mathbf{v})$
$\mathbf{W}$	Fenster zur Störunterdrückung
$\alpha$	Filterkoeffizienten des AR Modells
$\mathbf{I}$	Grauwertbild
$\omega_{\mathbf{C}}$	Grenzfrequenz des Tiefpassfilters
$\alpha, c$	Hilfsgrößen (allgemein)
$\Phi$	Hilfsgröße für die Unterraumverfahren
$i, q$	Hilfsindizes
$d(\mathbf{v})$	Metrik zur Bestimmung der Eigenbewegung
$\beta$	Normierter Gesamtfehler des Burg Algorithmus
$\eta$	Normierung der Kalibrationsmatrix
$\mathbf{Y}_{\mathbf{W}}$	Nutzsignal nach Filterung der Störer
$\mathbf{e}_{\mathbf{F}}, \mathbf{e}_{\mathbf{B}}$	Prädiktionsfehler des Burg Algorithmus (vorwärts, rückwärts)
$x_{\mathbf{S}}(t)$	Gestörtes Empfangssignal
$A_{\mathbf{S}}$	Störeramplitude
$f_{\mathbf{S}}, \omega_{\mathbf{S}}$	Störerfrequenz
$\varphi_{\mathbf{S}}$	Störerphase
$\mathbf{U}(\mathbf{m})$	Transformation der Detektion in Fahrzeugkoordinaten
$\mathbf{U}\Lambda\mathbf{U}$	Eigenwertzerlegung für die Unterraumverfahren
$\mathbf{T}(\mathbf{m}, \mathbf{v})$	Räumliche Verschiebung einer Detektion aufgrund der Fahrzeugbewegung
$\mathbf{J}(\mathbf{m}, \mathbf{v})$	Jacobi-Matrix zu $\mathbf{T}(\mathbf{m}, \mathbf{v})$
$\Gamma(\mathbf{m}, \mathbf{v})$	Approximierte Varianz zu $\mathbf{T}(\mathbf{m}, \mathbf{v})$

# Literaturverzeichnis

- [ABK<sup>+</sup>99] Ankerst, M.; Breunig, M. M.; Kriegel, H.-P. und Sander, J.: *OPTICS: Ordering Points To Identify the Clustering Structure*. In: Seiten 49–60, ACM Press, 1999.
- [AFM12a] Andres, M.; Feil, P. und Menzel, W.: *3D-scattering center detection of automotive targets using 77 GHz UWB radar sensors*. In: *6th European Conference on Antennas and Propagation (EUCAP)*, Seiten 3690–3693, 2012.
- [AFM12b] Andres, M.; Feil, P. und Menzel, W.: *3D-scattering center detection of automotive targets using 77 GHz UWB radar sensors*. In: *6th European Conference on Antennas and Propagation (EUCAP)*, Seiten 3690–3693, 2012.
- [AMV<sup>+</sup>91] Andersonm, S.; Millnert, M.; Viberg, M. und Wahlberg, B.: *An adaptive array for mobile communication systems*. In: *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, Band 40, Nr. 1, Seiten 230–236, 1991.
- [Ath03] Athley, F.: *Space-Time Parameter Estimation in Radar Array Processing*. Dissertation, Chalmers University of Technology, Göteborg, Schweden, 2003.
- [Bad07] Badino, H.: *A robust approach for ego-motion estimation using a mobile stereo platform*. In: *Complex Motion*, Seiten 198–208, Springer, 2007.
- [Bal12] Balanis, C. A.: *Advanced Engineering Electromagnetics*. 2. Auflage, John Wiley & Sons, 2012.
- [Bar48] Bartlett, M.: *Smoothing periodograms from time-series with continuous spectra*. In: *Nature*, Band 161, Nr. 4096, Seite 686, 1948.
- [Bar50] Bartlett, M. S.: *Periodogram analysis and continuous spectra*. In: *Biometrika*, Band 37, Nr. 1/2, Seiten 1–16, 1950.
- [Bar83] Barabell, A.: *Improving the resolution performance of eigenstructure-based direction-finding algorithms*. In: *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP)*. Band 8, Seiten 336–339, 1983.
- [BBW17] Bechter, J.; Biswas, K. D. und Waldschmidt, C.: *Estimation and Cancellation of Interferences in Automotive Radar Signals*. In: *18th International Radar Symposium (IRS)*, Seiten 1–10. IEEE, 2017.

- [BCC<sup>+</sup>07] Biglieri, E.; Calderbank, R.; Constantinides, A. u. a.: *MIMO Wireless Communications*. Cambridge University Press, 2007.
- [BDF<sup>+</sup>14] Bengler, K.; Dietmayer, K.; Farber, B. u. a.: *Three Decades of Driver Assistance Systems: Review and Future Perspectives*. In: *IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine*, Band 6, Nr. 4, Seiten 6–22, 2014.
- [BF96] Borenstein, J. und Feng, L.: *Measurement and correction of systematic odometry errors in mobile robots*. In: *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, Band 12, Nr. 6, Seiten 869–880, 1996.
- [Blu70] Bluestein, L.: *A linear filtering approach to the computation of discrete Fourier transform*. In: *IEEE Transactions on Audio and Electroacoustics*, Band 18, Nr. 4, Seiten 451–455, 1970.
- [BRG06] Bevely, D.; Ryu, J. und Gerdes, J.: *Integrating INS Sensors With GPS Measurements for Continuous Estimation of Vehicle Sideslip, Roll, and Tire Cornering Stiffness*. In: *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, Band 7, Nr. 4, Seiten 483–493, 2006.
- [Bro07] Brooker, G.: *Mutual Interference of Millimeter-Wave Radar Systems*. In: *IEEE Transactions on Electromagnetic Compatibility*, Band 49, Nr. 1, Seiten 170–181, 2007.
- [BRR<sup>+</sup>17] Bechter, J.; Roos, F.; Rahman, M. und Waldschmidt, C.: *Automotive radar interference mitigation using a sparse sampling approach*. In: *European Radar Conference (EuRAD)*, Seiten 90–93. Universität Ulm, 2017.
- [Bur75] Burg, J.: *Maximum Entropy Spectral Analysis*. Dissertation, Stanford University, 1975.
- [BW15] Bechter, J. und Waldschmidt, C.: *Automotive Radar Interference Mitigation by Reconstruction and Cancellation of Interference Component*. In: *IEEE MTT-S International Conference on Microwaves for Intelligent Mobility (ICMIM)*, Seiten 1–4. IEEE, 2015.
- [BWE<sup>+</sup>13] Buller, W.; Wilson, B.; Ebling, J.; Nieuwstadt, L. van und Hart, B. E.: *Radar Measurements of NHTSAs Surrogate Vehicle SS V*. Techn. Ber. National Highway Traffic Safety Administration (NHTSA), 2013.
- [BY06] Bühren, M. und Yang, B.: *Automotive Radar Target List Simulation based on Reflection Center Representation of Objects*. In: *Proc. Intern. Workshop on Intelligent Transportation (WIT)*, Seiten 161–166, 2006.
- [Cap69] Capon, J.: *High-resolution frequency-wavenumber spectrum analysis*. In: *Proceedings of the IEEE*, Band 57, Nr. 8, Seiten 1408–1418, 1969.
- [Cap79] Capon, J.: *Maximum-likelihood spectral estimation*. In: *Nonlinear methods of spectral analysis*, Seiten 155–179, Springer, 1979.

- [Dai18] Daimler AG: *The road to passive safety (since 1951)*. 2018. URL: <http://media.daimler.com/marsMediaSite/ko/en/9274039>.
- [DDV00] De Lathauwer, L.; De Moor, B. und Vandewalle, J.: *A Multilinear Singular Value Decomposition*. In: *SIAM Journal on Matrix Analysis and Applications*, Band 21, Nr. 4, Seiten 1253–1278, 2000.
- [DHS<sup>+</sup>14] Dubé, R.; Hahn, M.; Schütz, M.; Dickmann, J. und Gingras, D.: *Detection of parked vehicles from a radar based occupancy grid*. In: *IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, Seiten 1415–1420, 2014.
- [Die13] Diewald, F.: *Objektklassifikation und Freiraumdetektion auf Basis bildgebender Radarsensorik für die Fahrzeugumfelderfassung*. Dissertation, Universität Ulm, 2013.
- [DKD<sup>+</sup>11] Diewald, F.; Klappstein, J.; Dickmann, J. und Dietmayer, K.: *An Adaption of the Lucy-Richardson Deconvolution Algorithm to Noncentral Chi-Square Distributed Data*. In: *MVA*, Seiten 389–392, 2011.
- [DVS<sup>+</sup>96] De Hoon, M.; Van der Hagen, T.; Schoonewelle, H. und Van Dam, H.: *Why Yule-Walker should not be used for autoregressive modelling*. In: *Annals of Nuclear Energy*, Band 23, Nr. 15, Seiten 1219–1228, 1996.
- [DWR<sup>+</sup>14] Deusch, H.; Wiest, J.; Reuter, S. u. a.: *Multi-sensor self-localization based on maximally stable extremal regions*. In: *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, Seiten 555–560. IEEE, 2014.
- [EHZ<sup>+</sup>17] Engels, F.; Heidenreich, P.; Zoubir, A. M.; Jondral, F. K. und Wintermantel, M.: *Advances in Automotive Radar: A framework on computationally efficient high-resolution frequency estimation*. In: *IEEE Signal Processing Magazine*, Band 34, Nr. 2, Seiten 36–46, 2017.
- [EKS<sup>+</sup>96] Ester, M.; Kriegel, H.-P.; Sander, J. und Xu, X.: *A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise*. In: *Proceedings of the Second International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. Band 96, Seiten 226–231, 1996.
- [FC13] Fortuny-Guasch, J. und Chareau, J.-M.: *Radar Cross Section Measurements of Pedestrian Dummies and Humans in the 24/77 GHz Frequency Bands: Establishment of a Reference Library of RCS Signatures of Pedestrian Dummies in the Automotive Radar Bands*. Techn. Ber. Joint Research Center (JRC), 2013.
- [Fö107] Fölster, F.: *Erfassung ausgedehnter Objekte durch ein Automobil-Radar*. Dissertation, Technische Universität Hamburg, 2007.
- [GDP12] Gini, F.; De Maio, A. und Patton, L.: *Waveform design and diversity for advanced radar systems*. Institution of Engineering und Technology London, 2012.

- [Ghi10] Ghilani, C.: *Adjustment computations: spatial data analysis*. John Wiley & Sons, 2010.
- [Göb11] Göbel, J.: *Radartechnik: Grundlagen und Anwendungen*. VDE-Verlag, 2011.
- [GRR<sup>+</sup>14] Ginsburg, B. P.; Ramaswamy, S. M.; Rentala, V. u. a.: *A 160 GHz Pulsed Radar Transceiver in 65 nm CMOS*. In: *IEEE Journal of Solid-State Circuits*, Band 49, Nr. 4, Seiten 984–995, 2014.
- [GV96] Golub, G. H. und Van Loan, C. F.: *Matrix Computations*. 3. Auflage, Johns Hopkins University Press, 1996.
- [Har78] Harris, F. J.: *On the use of windows for harmonic analysis with the discrete Fourier transform*. In: *Proceedings of the IEEE*, Band 66, Nr. 1, Seiten 51–83, 1978.
- [HBN98] Haardt, M.; Brunner, C. und Nossek, J.: *Joint estimation of 2-D arrival angles, propagation delays, and Doppler frequencies in wireless communications*. In: *Proc. IEEE Digital Signal Processing Workshop*. Band 1, Seiten 1–4, 1998.
- [Hei12] Heidenreich, P.: *Antenna Array Processing: Autocalibration and Fast High-Resolution Methods for Automotive Radar*. Dissertation, Technische Universität Darmstadt, 2012.
- [HHH<sup>+</sup>17] Heimberger, M.; Horgan, J.; Hughes, C.; McDonald, J. und Yogamani, S.: *Computer vision in automated parking systems: Design, implementation and challenges*. In: *Image and Vision Computing*, Band 68. Automotive Vision: Challenges, Trends, Technologies and Systems for Vision-Based Intelligent Vehicles, Seiten 88–101, 2017.
- [HM06] Hantsch, A. und Menzel, W.: *A 76GHz Folded Reflector Antenna for True Ground Speed Measurement*. In: *Proceedings of the German Microwave Conference*, 2006.
- [HRD08] Haardt, M.; Roemer, F. und Del Galdo, G.: *Higher-Order SVD-Based Subspace Estimation to Improve the Parameter Estimation Accuracy in Multidimensional Harmonic Retrieval Problems*. In: *IEEE Transactions on Signal Processing*, Band 56, Nr. 7, Seiten 3198–3213, 2008.
- [HSS<sup>+</sup>12] Hammarstrand, L.; Svensson, L.; Sandblom, F. und Sorstedt, J.: *Extended Object Tracking using a Radar Resolution Model*. In: *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Band 48, Nr. 3, Seiten 2371–2386, 2012.
- [HTS<sup>+</sup>12] Hasch, J.; Topak, E.; Schnabel, R. u. a.: *Millimeter-wave technology for automotive radar sensors in the 77 GHz frequency band*. In: *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, Band 60, Nr. 3, Seiten 845–860, 2012.

- [HY10] Häcker, P. und Yang, B.: *Single snapshot DOA estimation*. In: *Advances in Radio Science: ARS*, Band 8, Seite 251, 2010.
- [HZ03] Hartley, R. und Zisserman, A.: *Multiple view geometry in computer vision*. Cambridge university press, 2003.
- [HZ09] Heidenreich, P. und Zoubir, A. M.: *High-resolution direction finding of coherent sources in the presence of model errors using alternating projections*. In: *15th IEEE Workshop on Statistical Signal Processing*, Seiten 521–524, 2009.
- [HZ12] Heidenreich, P. und Zoubir, A.: *Computationally simple DOA estimation of two resolved targets with a single snapshot*. In: *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, Seiten 2553–2556, 2012.
- [ISO11] ISO 8855:2011: *Road vehicles - Vehicle dynamics and road-holding ability - Vocabulary*. International Organization for Standardization, Genf, Schweiz.
- [JV05] Jian, B. und Vemuri, B.: *A robust algorithm for point set registration using mixture of Gaussians*. In: *Tenth IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*. Band 2, Seiten 1246–1251, 2005.
- [KKD12] Kellner, D.; Klappstein, J. und Dietmayer, K.: *Grid-based DBSCAN for clustering extended objects in radar data*. In: *IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, Seiten 365–370. IEEE, 2012.
- [Kor03] Kortke, A.: *A new calibration algorithm for smart antenna arrays*. In: *IEEE Semiannual Vehicular Technology Conference (VTC)*. Band 2, Seiten 1030–1034. IEEE, 2003.
- [KR08] Kmotek, P. und Ruichek, Y.: *Representing and Tracking of Dynamics Objects using Oriented Bounding Box and Extended Kalman Filter*. In: *IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems*, Seiten 322–328, 2008.
- [KSD10] Konrad, M.; Szczot, M. und Dietmayer, K.: *Road course estimation in occupancy grids*. In: *IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, Seiten 412–417. IEEE, 2010.
- [KSD16] Knill, C.; Scheel, A. und Dietmayer, K.: *A direct scattering model for tracking vehicles with high-resolution radars*. In: *IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, Seiten 298–303. IEEE, 2016.
- [Kun12] Kunert, M.: *The EU project MOSARIM: A general overview of project objectives and conducted work*. In: *9th European Radar Conference (EuRAD)*, Seiten 1–5, 2012.
- [KV96] Krim, H. und Viberg, M.: *Two decades of array signal processing research: the parametric approach*. In: *IEEE Signal Processing Magazine*, Band 13, Nr. 4, Seiten 67–94, 1996.

- [KZ10] Kaiser, T. und Zheng, F.: *Ultra Wideband Systems with MIMO*. John Wiley & Sons, 2010.
- [LHD<sup>+</sup>17] Lombacher, J.; Hahn, M.; Dickmann, J. und Wöhler, C.: *Object classification in radar using ensemble methods*. In: *IEEE MTT-S International Conference on Microwaves for Intelligent Mobility (ICMIM)*, Seiten 87–90. IEEE, 2017.
- [LL98] Liu, Z.-S. und Li, J.: *Implementation of the RELAX algorithm*. In: *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Band 34, Nr. 2, Seiten 657–664, 1998.
- [LLG01] Li, J.; Liu, G. und Giannakis, G.: *Carrier frequency offset estimation for OFDM-based WLANs*. In: *IEEE Signal Processing Letters*, Band 8, Nr. 3, Seiten 80–82, 2001.
- [Llo82] Lloyd, S.: *Least squares quantization in PCM*. In: *IEEE Transactions on Information Theory*, Band 28, Nr. 2, Seiten 129–137, 1982.
- [LRC02] Liao, X.; Runkle, P. und Carin, L.: *Identification of ground targets from sequential high-range-resolution radar signatures*. In: *Aerospace and Electronic Systems, IEEE Transactions on*, Band 38, Nr. 4, Seiten 1230–1242, 2002.
- [LS96] Li, J. und Stoica, P.: *Efficient mixed-spectrum estimation with applications to target feature extraction*. In: *IEEE Transactions on Signal Processing*, Band 44, Nr. 2, Seiten 281–295, 1996.
- [Lud02] Ludloff, A.: *Praxiswissen Radar und Radarsignalverarbeitung*. Springer, 2002, Seiten 11–54.
- [Mac15] Mack, C.: *The Multiple Lives of Moore’s Law*. In: *IEEE Spectrum*, Band 52, Nr. 4, Seiten 31–31, 2015.
- [MB17] Meinel, H. und Bösch, W.: *Automated Driving*. In: Hrsg. von Watzenig, D. und Horn, M. Springer, 2017. Kap. Radar Sensors in Cars, Seiten 245–261.
- [MCU<sup>+</sup>04] Matas, J.; Chum, O.; Urban, M. und Pajdla, T.: *Robust wide-baseline stereo from maximally stable extremal regions*. In: *Image and Vision Computing*, Band 22, Nr. 10. British Machine Vision Computing, Seiten 761–767, 2004.
- [MD13] Meinel, H. H. und Dickmann, J.: *Automotive Radar: From Its Origins to Future Directions*. In: *Microwave Journal*, Band 56, Nr. 9, Seiten 24–40, 2013.
- [Mit18] Mitsubishi Motors Corporation: *History of Mitsubishi Motors - 1990s*. 2018. URL: <https://www.mitsubishi-motors.com/en/company/history/1990/index.html>.

- [MON09] Miyasaka, T.; Ohama, Y. und Ninomiya, Y.: *Ego-motion estimation and moving object tracking using multi-layer LIDAR*. In: *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, Seiten 151–156, 2009.
- [NNB04] Nister, D.; Naroditsky, O. und Bergen, J.: *Visual odometry*. In: *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Band 1, Seiten 652–659, 2004.
- [Nus16] Nuss, D. S.: *A Random Finite Set Approach for Dynamic Occupancy Grid Maps*. Dissertation, Universität Ulm, 2016.
- [PK91] Pierre, J. und Kaveh, M.: *Experimental performance of calibration and direction-finding algorithms*. In: *International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP)*, Seiten 1365–1368. IEEE, 1991.
- [PSG<sup>+</sup>03] Pichler, M.; Stelzer, A.; Gulden, P. und Vossiek, M.: *Influence of systematic frequency-sweep non-linearity on object distance estimation in FMCW/FSCW radar systems*. In: *European Microwave Conference*, Seiten 1203–1206. IEEE, 2003.
- [RK89] Roy, R. und Kailath, T.: *ESPRIT-estimation of signal parameters via rotational invariance techniques*. In: *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, Band 37, Nr. 7, Seiten 984–995, 1989.
- [RKD<sup>+</sup>16] Roos, F.; Kellner, D.; Dickmann, J. und Waldschmidt, C.: *Reliable orientation estimation of vehicles in high-resolution radar images*. In: *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, Band 64, Nr. 9, Seiten 2986–2993, 2016.
- [RL08] Ram, S. und Ling, H.: *Through-Wall Tracking of Human Movers Using Joint Doppler and Array Processing*. In: *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, Band 5, Nr. 3, Seiten 537–541, 2008.
- [RM01] Rohling, H. und Meinecke, M.-M.: *Waveform design principles for automotive radar systems*. In: *CIE International Conference on Radar*, Seiten 1–4, 2001.
- [RM96] Rohling, H. und Mende, R.: *OS CFAR performance in a 77 GHz radar sensor for car application*. In: *CIE International Conference of Radar*, Seiten 109–114, 1996.
- [RY13] Rambach, K. und Yang, B.: *Colocated MIMO radar: Cramer-Rao bound and optimal time division multiplexing for DOA estimation of moving targets*. In: *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, Seiten 4006–4010. IEEE, 2013.
- [SAD<sup>+</sup>14] Schütz, M.; Appenrodt, N.; Dickmann, J. und Dietmayer, K.: *Multiple extended objects tracking with object-local occupancy grid maps*. In: *17th International Conference on Information Fusion (FUSION)*, Seiten 1–7. IEEE, 2014.

- [SBW08] Schuler, K.; Becker, D. und Wiesbeck, W.: *Extraction of Virtual Scattering Centers of Vehicles by Ray-Tracing Simulations*. In: *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, Band 56, Nr. 11, Seiten 3543–3551, 2008.
- [Sch10] Schoor, M.: *Hochauflösende Winkelschätzung für automobile Radarsysteme*. Dissertation, Universität Stuttgart, 2010.
- [Sch17] Schipper, T.: *Modellbasierte Analyse des Interferenzverhaltens von Kfz-Radaren*. Dissertation, Karlsruher Institut für Technologie (KIT), 2017. 202 S.
- [Sch86] Schmidt, R.: *Multiple emitter location and signal parameter estimation*. In: *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, Band 34, Nr. 3, Seiten 276–280, 1986.
- [Sch99] Schiek, B.: *Grundlagen der Hochfrequenz-Messtechnik*. Springer, 1999.
- [Sco01] Scott, D.: *Parametric statistical modeling by minimum integrated square error*. In: *Technometrics*, Band 43, Nr. 3, Seiten 274–285, 2001.
- [SDB<sup>+</sup>17] Sahnoun, S.; Djermoune, E.-H.; Brie, D. und Comon, P.: *A simultaneous sparse approximation method for multidimensional harmonic retrieval*. In: *Signal Processing*, Band 131, Seiten 36–48, 2017.
- [See94] See, C. M. S.: *Sensor array calibration in the presence of mutual coupling and unknown sensor gains and phases*. In: *Electronics Letters*, Band 30, Nr. 5, Seiten 373–374, 1994.
- [SKM<sup>+</sup>13] Schubert, E.; Kunert, M.; Menzel, W.; Fortuny-Guasch, J. und Chareau, J. M.: *Human RCS measurements and dummy requirements for the assessment of radar based active pedestrian safety systems*. In: *International Radar Symposium (IRS)*. Band 2, Seiten 752–757, 2013.
- [Sko90] Skolnik, M. I. (Herausgeber): *Radar Handbook*. 2. Auflage, McGraw-Hill, 1990.
- [SM97] Stoica, P. und Moses, R.: *Introduction to spectral analysis*. Band 1. Prentice hall Upper Saddle River, 1997.
- [SN89] Stoica, P. und Nehorai, A.: *MUSIC, maximum likelihood, and Cramer-Rao bound*. In: *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, Band 37, Nr. 5, Seiten 720–741, 1989.
- [SS04] Stoica, P. und Selen, Y.: *Model-Order Selection: A review of information criterion rules*. In: *IEEE Signal Processing Magazine*, Band 21, Nr. 4, Seiten 36–47, 2004.
- [Sto92] Stove, A.: *Linear FMCW radar techniques*. In: *IEE Proceedings F Radar and Signal Processing*, Band 139, Nr. 5, Seiten 343–350, 1992.

- [Swe60] Swerling, P.: *Probability of detection for fluctuating targets*. In: *IRE Transactions on Information Theory*, Band 6, Nr. 2, Seiten 269–308, 1960.
- [SWK85] Shan, T.-J.; Wax, M. und Kailath, T.: *On spatial smoothing for direction-of-arrival estimation of coherent signals*. In: *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, Band 33, Nr. 4, Seiten 806–811, 1985.
- [SZ14] Sit, Y. L. und Zwick, T.: *MIMO OFDM radar with communication and interference cancellation features*. In: *IEEE Radar Conference*, Seiten 0265–0268. IEEE, 2014.
- [SZW09] Sturm, C.; Zwick, T. und Wiesbeck, W.: *An OFDM system concept for joint radar and communications operations*. In: *69th IEEE Vehicular Technology Conference (VTC)*, Seiten 1–5. IEEE, 2009.
- [TBF<sup>+</sup>05] Thrun, S.; Burgard, W.; Fox, D. und Arkin, R.: *Probabilistic Robotics*. Aus der Reihe *Intelligent robotics and autonomous agents*. MIT Press, 2005.
- [THG09] Thakre, A.; Haardt, M. und Giridhar, K.: *Single Snapshot R-D Unitary Tensor-ESPRIT Using an Augmentation of the Tensor Order*. In: *3rd IEEE International Workshop on Computational Advances in Multi-Sensor Adaptive Processing (CAMSAP)*, Seiten 81–84, 2009.
- [Thr03] Thrun, S.: *Learning Occupancy Grid Maps with Forward Sensor Models*. In: *Autonomous Robots*, Band 15, Nr. 2, Seiten 111–127, 2003.
- [Tul97] Tullsson, B.-E.: *Topics in FMCW radar disturbance suppression*. In: *Radar 97 (Conf. Publ. No. 449)*, Seiten 1–5, 1997.
- [Van68] Van Trees, H. L.: *Detection, estimation, and modulation theory*. Wiley, 1968.
- [Van92] Van Loan, C.: *Computational Frameworks for the Fast Fourier Transform*. Society for Industrial und Applied Mathematics, 1992.
- [Vog04] Voges, E.: *Hochfrequenztechnik*. 3. Auflage, Hüthig Telekommunikation, 2004.
- [Vos13] Vos, K.: *A Fast Implementation of Burg's Method*. Techn. Ber. vocTone, 2013.
- [Wal31] Walker, G. T.: *On periodicity in series of related terms*. In: *Proc. R. Soc. Lond. A*, Band 131, Nr. 818, Seiten 518–532, 1931.
- [WHL<sup>+</sup>11] Winner, H.; Hakuli, S.; Lotz, F. und Singer, C. (Herausgeber): *Handbuch Fahrerassistenzsysteme*. Springer Vieweg, 2011.
- [Win07] Winkler, V.: *Range Doppler detection for automotive FMCW radars*. In: *European Radar Conference (EuRAD)*, Seiten 166–169. IEEE, 2007.

- [WRK<sup>+</sup>15] Werber, K.; Rapp, M.; Klappstein, J. u. a.: *Automotive Radar Gridmap Representations*. In: *Microwaves for Intelligent Mobility (ICMIM), 2015 IEEE MTT-S International Conference on*, Seiten 1–4. IEEE, 2015.
- [WSJ06] Wagner, C.; Stelzer, A. und Jager, H.: *PLL architecture for 77-GHz FMCW radar systems with highly-linear ultra-wideband frequency sweeps*. In: *IEEE MTT-S International Microwave Symposium*, Seiten 399–402. IEEE, 2006.
- [WZ09] Wu, H. und Zwick, T.: *Automotive SAR for parking lot detection*. In: *German Microwave Conference*, Seiten 1–8. IEEE, 2009.
- [Yul27] Yule, G. U.: *On a Method of Investigating Periodicities in Disturbed Series, with Special Reference to Wolfer's Sunspot Numbers*. In: *Philosophical Transactions of the Royal Society of London Series A*, Band 226, Seiten 267–298, 1927.
- [ZM98] Zatman, M. und Marshall, D.: *Forward-backward averaging in the presence of array manifold errors*. In: *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, Band 46, Nr. 11, Seiten 1700–1704, 1998.
- [Zom91] Zomotor, A.: *Fahrwerktechnik: Fahrverhalten*. 2. Auflage, Vogel, Würzburg, 1991.

# Eigene Veröffentlichungen

Teile dieser Dissertation wurden bereits in den folgenden Artikeln veröffentlicht:

- [BGK<sup>+</sup>15] Barjenbruch, M.; Gritschneider, F.; Klappstein, J.; Dickmann, J. und Dietmayer, K.: *Memory Efficient Spectral Estimation on Parallel Computing Architectures*. In: *IEEE Signal Processing & SP Education Workshop (SPW)*, 2015.
- [BKD<sup>+</sup>15] Barjenbruch, M.; Kellner, D.; Dietmayer, K.; Klappstein, J. und Dickmann, J.: *A method for interference cancellation in automotive radar*. In: *IEEE MTT-S International Conference on Microwaves for Intelligent Mobility (ICMIM)*, 2015.
- [BKK<sup>+</sup>15] Barjenbruch, M.; Kellner, D.; Klappstein, J.; Dickmann, J. und Dietmayer, K.: *Joint spatial- and Doppler-based ego-motion estimation for automotive radars*. In: *IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, Seiten 839–844, 2015.
- [FBB<sup>+</sup>13] Fischer, C.; Barjenbruch, M.; Bloecher, H. und Menzel, W.: *Detection of pedestrians in road environments with mutual interference*. In: *14th International Radar Symposium (IRS)*. Band 2, Seiten 746–751, 2013.
- [KBD<sup>+</sup>13] Kellner, D.; Barjenbruch, M.; Dietmayer, K.; Klappstein, J. und Dickmann, J.: *Instantaneous lateral velocity estimation of a vehicle using Doppler radar*. In: *16th International Conference on Information Fusion (FUSION)*, Seiten 877–884, 2013.
- [KBD<sup>+</sup>15] Kellner, D.; Barjenbruch, M.; Dietmayer, K.; Klappstein, J. und Dickmann, J.: *Joint radar alignment and odometry calibration*. In: *18th International Conference on Information Fusion (FUSION)*, Seiten 366–374, 2015.
- [KBK<sup>+</sup>13] Kellner, D.; Barjenbruch, M.; Klappstein, J.; Dickmann, J. und Dietmayer, K.: *Instantaneous ego-motion estimation using Doppler radar*. In: *16th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, Seiten 869–874, 2013.

- [KBK<sup>+</sup>14a] Kellner, D.; Barjenbruch, M.; Klappstein, J.; Dickmann, J. und Dietmayer, K.: *Instantaneous ego-motion estimation using multiple Doppler radars*. In: *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, Seiten 1592–1597, 2014.
- [KBK<sup>+</sup>14b] Kellner, D.; Barjenbruch, M.; Klappstein, J.; Dickmann, J. und Dietmayer, K.: *Instantaneous full-motion estimation of arbitrary objects using dual Doppler radar*. In: *IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, Seiten 324–329, 2014.
- [KBK<sup>+</sup>15] Kellner, D.; Barjenbruch, M.; Klappstein, J.; Dickmann, J. und Dietmayer, K.: *Wheel extraction based on micro doppler distribution using high-resolution radar*. In: *IEEE MTT-S International Conference on Microwaves for Intelligent Mobility (ICMIM)*, 2015.
- [KBK<sup>+</sup>16] Kellner, D.; Barjenbruch, M.; Klappstein, J.; Dickmann, J. und Dietmayer, K.: *Tracking of Extended Objects with High-Resolution Doppler Radar*. In: *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, Band 17, Nr. 5, Seiten 1341–1353, 2016.
- [KBK14] Kellner, D.; Barjenbruch, M. und Klappstein, J.: *Instantane Bestimmung der vollständigen Objektbewegung ausgedehnter Objekte mittels hochauflösendem Radar*. In: *30. VDI/VW-Gemeinschaftskonferenz Fahrerassistenz und integrierte Sicherheit*. Band 2223. VDI Verlag, 2014.
- [RBA<sup>+</sup>16] Roos, F.; Barjenbruch, M.; Appenrodt, N.; Dickmann, J. und Waldschmidt, C.: *Enhancement of Doppler Resolution for Chirp-Sequence Modulated Radars*. In: *European Radar Conference (EuRAD)*, Seiten 237–240, 2016.
- [RBD<sup>+</sup>15] Rapp, M.; Barjenbruch, M.; Dietmayer, K.; Hahn, M. und Dickmann, J.: *A Fast Probabilistic Ego-Motion Estimation Framework for Radar*. In: *IEEE European Conference on Mobile Robotics (ECMR)*, 2015.
- [RBH<sup>+</sup>15] Rapp, M.; Barjenbruch, M.; Hahn, M.; Dickmann, J. und Dietmayer, K.: *Clustering improved grid map registration using the normal distribution transform*. In: *IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, Seiten 249–254, 2015.
- [RBH<sup>+</sup>16] Rapp, M.; Barjenbruch, M.; Hahn, M.; Dickmann, J. und Dietmayer, K.: *Probabilistic ego-motion estimation using multiple automotive radar sensors*. In: *Robotics and Autonomous Systems*, 2016.
- [WBK<sup>+</sup>14] Werber, K.; Barjenbruch, M.; Klappstein, J.; Dickmann, J. und Waldschmidt, C.: *How do traffic signs look like in radar?* In: *44th European Microwave Conference (EuMC)*, Seiten 135–138, 2014.

- 
- [WBK<sup>+</sup>15] Werber, K.; Barjenbruch, M.; Klappstein, J.; Dickmann, J. und Waldschmidt, C.: *RoughCough – A new image registration method for radar based vehicle self-localization*. In: *18th International Conference on Information Fusion (FUSION)*, Seiten 1533–1541, 2015.









