



**Verfahren zur Bestimmung von Objekt- und
Eigenbewegung auf Basis der Dopplerinformation
hochauflösender Radarsensoren**

DISSERTATION

zur Erlangung des akademischen Grades eines

DOKTOR-INGENIEURS

(Dr.-Ing.)

der Fakultät für Ingenieurwissenschaften, Informatik
und Psychologie der Universität Ulm

von

**Dominik Kellner
aus München**

Gutachter: Prof. Dr.-Ing. Klaus Dietmayer
Prof. Dr.-Ing. Christian Waldschmidt
Amtierender Dekan: Prof. Dr. Frank Kargl

Ulm, 14.12.2016

Kurzfassung

Im Bereich der Umfelderkennung von Fahrerassistenzsystemen wird eine immer größere Anzahl an Radarsensoren eingesetzt. Zudem nimmt die Messgenauigkeit kontinuierlich zu, im Winkel durch digitale Strahlformung und hochauflösende Algorithmen und im Doppler durch z.B. das Schnelle-Rampen-Verfahren. In Verbindung ergeben sich dadurch neue Möglichkeiten bei der Bestimmung der Eigenbewegung und beim Erfassen ausgedehnter Ziele im Fahrzeugumfeld.

Im Rahmen der Arbeit wird der Verlauf der Dopplergeschwindigkeit über dem Azimutwinkel eines hochauflösenden Automotive-Radars analysiert. Dieser charakteristische Verlauf eines ausgedehnten Ziels (bzw. mehrerer stationärer Ziele) wird mit Geschwindigkeitsprofil bezeichnet und kann in direkten Zusammenhang zu dem aktuellen Bewegungszustand gesetzt werden. Es werden dazu Methoden vorgestellt, die das Geschwindigkeitsprofil erstmalig mittels eines optimalen, echtzeitfähigen und erwartungstreuen Schätzers bestimmen.

Wird ein starres, ausgedehntes Ziel (z. B. Fahrzeug) von zwei Radarsensoren erfasst, kann durch Kombination der Geschwindigkeitsprofile instantan, das heißt in einem Messzyklus, sein vollständiger Bewegungszustand (Geschwindigkeit, Gierrate, Drift) bestimmt werden. Im Gegensatz zu aktuell angewendeten Tracking-Verfahren kann dabei vollständig auf Modellannahmen (Bewegungsmodell) und eine zeitliche Filterung verzichtet werden. Ferner benötigt das Verfahren keine Initialisierungsphase und hat keine Latenz bei Bewegungsänderungen. Der Zeitgewinn und die gesteigerte Genauigkeit sind für zukünftige Fahrerassistenzsysteme ein entscheidender Vorteil, um deutlich schneller auf kritische Verkehrssituationen reagieren zu können.

Wertet man das Geschwindigkeitsprofil aller erfassten stationären Ziele aus, kann in einem einzelnen Messzyklus der Bewegungszustand des eigenen Fahrzeugs bestimmt werden. Dazu wird ein Verfahren entwickelt, bei dem beliebig viele und beliebig angebrachte Sensoren kombiniert werden. Die stationären Ziele werden direkt durch ein robustes Schätzverfahren identifiziert. Insbesondere weist die Schätzung der Geschwindigkeit eine sehr hohe Genauigkeit auf. Bei mehreren Sensoren kann sogar ein lateraler Drift der Räder bestimmt werden.

Zudem ist das Verfahren im Gegensatz zu der Fahrzeugodometrie (Gyroskope, Raddrehzahlsensoren) driftfrei, weist keinen Skalierungsfehler auf und liefert auch bei instabilen Fahrzuständen einen präzisen Bewegungszustand.

Wird die radarbasierte Eigenbewegungsschätzung mit der Fahrzeugodometrie kombiniert, ist es möglich die Einbauorientierung des Radarsensors online und sehr präzise zu bestimmen. Zudem kann der Bias-Fehler und Skalierungsfehler der Fahrzeugodometrie in Echtzeit korrigiert werden. Die hohe Abtastrate und Genauigkeit des Gyroskops wird dadurch mit der radarbasierten Eigenbewegungsschätzung, die frei von systematischen Fehlern ist, kombiniert.

Abstract

A growing number of Doppler radar sensors are being implemented in the environmental perception of advanced driving assistance systems. Furthermore, their measurement accuracy in Doppler estimation and angle determination using digital beamforming, chirp sequence modulation and high-resolution algorithms is continuously increasing. In combination, this results in new possibilities for estimating the motion state of the ego-vehicle and of extended objects in the vehicle's environment.

Within the scope of this thesis, the progression of the Doppler velocity over the azimuth angle of a high-resolution radar is analyzed. Referred to as the velocity profile, this characteristic progression of an extended object (or multiple stationary objects) can be related directly to the current motion state. A method is derived which for the first time allows determination of the velocity profile using an optimal, real-time capable and unbiased estimator.

If a rigid, extended object (e.g. a vehicle) is detected by two radar sensors, an estimate of the full motion state (velocity, yaw rate and drift) can be obtained instantaneously, i.e. in a single measurement cycle, by combining the two velocity profiles. In contrast to state-of-the-art tracking approaches, no model assumptions (e.g. motion model) and time filtering are required. The proposed system has no initialization time and no latency in non-linear maneuvers. This increases the accuracy and reduces the time needed to react to a potential critical situation.

The ego-motion can be determined in a single measurement cycle by analyzing the velocity profile of the received stationary detections. An algorithm is developed for a combined estimation using an arbitrary number of radars at any positions. Stationary detections are directly identified by a robust estimator. Significantly, the velocity estimation is highly accurate and the ego-motion is stable even during highly dynamic maneuvers (lateral drift). In addition the method is bias free compared to the currently used odometry (gyroscope, wheel-sensors).

By combining the radar-based ego-motion and odometry, the sensor alignment can be obtained online and with high precision. The potential scaling and bias error of the odometry can also be calibrated. The high sampling rate and precision of the gyroscope is thus combined with the radar-based ego-motion estimation, which is free of systematic errors.

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung & Motivation	1
2	Relevante Grundlagen der Fahrdynamik von Kraftfahrzeugen	5
2.1	Koordinatensysteme	5
2.2	Eigenschaften ausgedehnter, starrer Objekte	6
2.2.1	Position und Ausdehnung	6
2.2.2	Bewegung	7
2.2.3	Fahrzeugspezifische Modelle und Kenngrößen	11
3	Radar	13
3.1	Radargrundlagen	13
3.1.1	Entfernungs- und Geschwindigkeitsbestimmung	14
3.1.2	Winkelbestimmung	14
3.2	Signalverarbeitung hochauflösender Radarsensoren	15
3.2.1	Bestimmung Entfernung und Doppler	16
3.2.2	Winkelbestimmung	18
3.2.3	Zielextraktion mittels OS-CFAR	20
3.3	Zieleigenschaften	21
3.4	Übersicht Messwerte und Transformationen	25
3.5	Zusammenfassung	26
4	Geschwindigkeitsprofil	27
4.1	Stand der Technik - Erfassen geradliniger Bewegungen	29
4.1.1	Geometrische Ausdehnung	30
4.1.2	Kinematische Ausdehnung	30
4.2	Geschwindigkeitsprofilgleichung	31
4.2.1	Relativkinematik	32
4.2.2	Messgleichung	33
4.2.3	Systemgleichung	33
4.3	Extraktion des Geschwindigkeitsprofils	35
4.3.1	Segmentierung	35
4.3.2	Eigenbewegungskompensation	38
4.3.3	Unterdrückung von Micro Doppler, Clutter und Segmentierungsfehlern mittels RANSAC	38

4.4	Schätzer für das Geschwindigkeitsprofil	41
4.4.1	Eigenschaften des Geschwindigkeitsprofils	42
4.4.2	Lineare Regression (LSQ)	45
4.4.3	Gewichteter Least-Squares Schätzer (wLSQ)	49
4.4.4	Orthogonal Distance Regression (ODR)	50
4.4.5	Bias Kompensation (ODRc)	54
4.5	Eigenschaften des Geschwindigkeitsprofils	56
4.5.1	Simulationsübersicht	56
4.5.2	Erfasster Bereich und Phasenverschiebung	56
4.5.3	Erfasster Bereich und Aufspreizung	59
4.5.4	Messunsicherheiten	66
4.5.5	Anzahl der Reflexionspunkte und Amplitude	68
4.6	Zusammenfassung	70
5	Bestimmung der vollständigen Objektbewegung	71
5.1	Stand der Technik - Erfassen nicht-geradliniger Bewegungen	71
5.1.1	Stereo-Kamera	72
5.1.2	Radar und Lidar	75
5.1.3	Systemübersicht	75
5.2	Herleitung des Gleichungssystems	76
5.2.1	Messgleichung	76
5.2.2	Relativkinematik	77
5.2.3	Systemgleichung	78
5.3	Simulation	82
5.3.1	Simulationsübersicht	82
5.3.2	Vergleich der Algorithmen	82
5.3.3	Bewegungszustand	84
5.3.4	Einbauposition und -orientierung	86
5.3.5	Eigenbewegungskompensation	87
5.4	Experimentelle Ergebnisse	89
5.4.1	Versuchsdurchführung	89
5.4.2	Ergebnisse	90
5.5	Zusammenfassung	93
6	Bestimmung der vollständigen Eigenbewegung	97
6.1	Motivation	97
6.2	Stand der Technik	98
6.2.1	Kamerabasierte Verfahren	98
6.2.2	Radarbasierte Verfahren	99
6.2.3	Systemübersicht und Abgrenzung	100
6.3	Bestimmung der Eigenbewegung	101
6.3.1	Messgleichung	101
6.3.2	Relativkinematik	103

6.3.3	Systemgleichung	104
6.4	Simulation	106
6.4.1	Simulationsübersicht	106
6.4.2	Sensoranzahl und Schätzer	106
6.4.3	Sensorposition	109
6.4.4	Eigenbewegung	110
6.4.5	Bewegte Reflexionspunkte	112
6.4.6	Weitere Einflussfaktoren	112
6.5	Experimentelle Ergebnisse	116
6.5.1	Versuchsübersicht	116
6.5.2	Eigenbewegungsbestimmung mit einem Sensor	117
6.5.3	Eigenbewegungsbestimmung mit mehreren Sensoren	120
6.6	Zusammenfassung	123
7	Kalibrierung mittels Doppler Radar	125
7.1	Motivation	125
7.2	Stand der Technik	126
7.2.1	Kalibrierverfahren - Einbauorientierung	126
7.2.2	Kalibrierverfahren - Odometrie	128
7.2.3	Sensorspezifische Fehler	130
7.3	Herausforderungen bei der Kalibrierung	133
7.4	Kalibrierprozess und -modelle	135
7.4.1	Systemübersicht	135
7.4.2	Modelle - Initiale Kalibrierung	137
7.4.3	Modelle - Online Rekalibrierung	140
7.5	Schätzverfahren	141
7.5.1	Gewichteter Mittelwert (1 DOF)	141
7.5.2	Gewichteter LSQ bzw. Total-LSQ (2 DOF)	143
7.5.3	Kombination von Schätzern	145
7.5.4	Ausreißerbehandlung	148
7.6	Simulation	148
7.6.1	Simulationsübersicht	149
7.6.2	Einbauorientierung	150
7.6.3	Gyroskop Rekalibrierung	154
7.6.4	Odometer Rekalibrierung	157
7.7	Experimentelle Ergebnisse	158
7.7.1	Versuchsübersicht	158
7.7.2	Ergebnisse - Einbauorientierung	158
7.7.3	Ergebnisse - Rekalibrierung Odometer	160
7.7.4	Ergebnisse - Rekalibrierung Gyroskop	162
7.7.5	Zusammenfassung	164

8 Zusammenfassung & Ausblick	165
8.1 Zusammenfassung	165
8.2 Ausblick	167
A Anhang	169
A.1 Levenberg Marquardt	169
A.2 Taylor-Approximation der Aufpunkte	170
A.3 Einbauorientierung in Abhängigkeit der Gierrate (Kalibrierung) . . .	170
Akronyme	173
Symbolverzeichnis	175
Literaturverzeichnis	179
Lebenslauf	193

Kapitel 1

Einleitung & Motivation

Mit der Einführung des Antiblockiersystems (ABS) im Jahr 1972 griff zum ersten Mal ein Computer in eine sicherheitskritische Funktion des Fahrzeugs ein und unterstützte den Fahrer bei einem Bremsvorgang. Weitere Assistenzsysteme im Bereich der Unterstützung bei Bremsvorgängen (z. B. Elektronisches Stabilitätsprogramm (ESP)) oder beim Anfahren (Antischlupfregelung (ASR)) folgten. Mit der Einführung eines Abstandsregeltempomats (ACC) in ein Serienfahrzeug 1999 wurde erstmals nicht nur der eigene Fahrzeugzustand erfasst, sondern ein Teil des Fahrzeugumfelds mittels eines Radarsensors beobachtet. Seitdem werden dem Kunden immer mehr Fahrerassistenzsysteme (FAS) angeboten, die den Fahrer in einfachen Fahrsituationen entlasten, vor gefährlichen Situationen warnen oder bei einer drohenden Kollision automatisch eingreifen.

Nicht nur die Verfügbarkeit immer neuer Fahrerassistenzsysteme nimmt zu, sondern somit auch die Anzahl an Sensoren und Sensortypen, die in einem Fahrzeug verbaut sind. Neben einem Radarsensor werden Fahrzeuge zusätzlich mit Laserscannern, Ultraschallsensoren oder Mono- bzw. Stereokameras ausgestattet. Auf diese Weise kann ein bestimmter Teil des Fahrzeugumfelds, der für eine Funktion relevant ist, erfasst und ausgewertet werden. Die Fahrzeugumfelderfassung hat damit einen entscheidenden Einfluss auf die Verfügbarkeit und Zuverlässigkeit des Fahrerassistenzsystems. Anhand der verfügbaren Systeme wird deutlich, dass diese modular aufgebaut sind und sich auf die Überwachung eines bestimmten Bereichs des Fahrzeugumfeldes beschränken. In den meisten Fällen arbeiten diese Systeme unabhängig von einander, beschränken sich auf die Daten aus einem einzigen Sensor und sind auf eine bestimmte Situation ausgelegt und darauf angepasst. Für die meisten Systeme ist die Detektion eines Objekts und die Bestimmung des Bewegungszustands entscheidend. Eine untergeordnete Rolle spielt aktuell die Klassifizierung und Ausdehnung des Objekts.

Aus diesem Grund bieten sich Radarsensoren für die Fahrzeugumfelderfassung an. Bei einem Radarsensor handelt es sich um ein aktives System, das heißt, es strahlt

Energie in die Umgebung aus, um sie in veränderter Form wieder zu empfangen. Es gibt daher keine Abhängigkeit von einer externen Beleuchtungsquelle. Ein Radarsensor funktioniert aus diesem Grund auch nachts. Durch die Eigenschaften des elektromagnetischen Spektrums bei ca. 77 GHz, wird selbst ein Einsatz bei Nebel, Regen oder Schnee möglich. Durch eine direkte Messung der radialen Geschwindigkeit kann der Bewegungszustand von Fahrzeugen, die sich auf den Sensor zubewegen, schnell und zuverlässig bestimmt werden. Dem gegenüber steht der Nachteil einer verringerten Auflösung im Vergleich zu Kamera oder Laserscanner, so dass kaum Einzelheiten des Ziels erfasst werden. Bei heutigen Serienradaren gilt die Punktzielannahme, das heißt von einem ausgedehnten Objekt wird im Normalfall nur eine Reflexion erfasst.

Im Vergleich zum Serienstand der FAS gibt es in aktuellen Forschungsprojekten den Trend zu einer generischen und vollständigen Erfassung des Fahrzeugumfelds. Dies wird benötigt, um Fahrzeuge automatisiert, das heißt komplett ohne den Eingriff eines Fahrers durch urbane Gebiete fahren zu lassen. Der erste Schritt war 2007 die DARPA Urban Challenge, bei der 11 Versuchsträger automatisiert auf Zeit eine Strecke durch eine Stadt absolvieren mussten. Seither wurden eine große Anzahl an Projekten vorgestellt, bei denen Fahrzeuge in urbanen Gebieten Strecken mit innerstädtischem Verkehr und einer Vielzahl an Verkehrsteilnehmern (Fußgänger, Radfahrer etc.) automatisiert bewältigten. Der 'Stadtpilot' der Universität Braunschweig absolvierte 2010 automatisiert eine 11 km lange Strecke in Braunschweig [WSM10]. Seit 2010 zeigt auch Google, dass automatisierte Fahrten sowohl auf der Autobahn als auch in der Stadt möglich sind. Beide Projekte erfassten ihr Umfeld durch einen 360° Laserscanner, der auf dem Dach des Fahrzeugs angebracht war und durch seine Kosten und auffällige Position in Serienfahrzeugen nicht verwendet werden kann. Der Trend geht aus diesem Grund zu Sensorik, die größtenteils in das Fahrzeug integriert ist. So konnte Daimler 2014 mit der 'Bertha Benz Fahrt' eine rund 100 km lange Strecke über Land und in der Stadt mit seriennaher Sensorik bewältigen [JNC14].

Diese Forschungsprojekte zeigen, dass sich die Randbedingungen von zukünftigen FAS ändern. Es gilt eine Vielzahl an unterschiedlichen Zielen zu erfassen, die sich nicht nur entlang der Fahrbahn, sondern auch orthogonal dazu bewegen (z. B. querender Fußgänger). Durch die geringeren Geschwindigkeiten und schnelleren Richtungswechsel (Abbiegungen, Kreisverkehr) erhöht sich die auftretende Gierrate in Stadtszenarien signifikant. In Kombination mit den kürzeren Fahrzeugabständen in der Stadt muss viel schneller auf kritische Manöver reagiert werden. Daraus ergeben sich zwei wesentliche Anforderungen, zum einen muss die genaue Position des eigenen Fahrzeugs bestimmt und zum anderen die komplette Fahrzeugumgebung mit unterschiedlichen Verkehrsteilnehmern erfasst werden. Dazu zählt eine möglichst schnelle Detektion und Bestimmung des Bewegungszustands. Zudem wird die räumliche Ausdehnung der Verkehrsteilnehmer für eine Klassifizierung oder bei der Berechnung einer Ausweichtrajektorie benötigt.

Neben der Weiterentwicklung der FAS im letzten Jahrzehnt werden die Radarsensoren im Automotive Bereich immer hochauflösender. Durch den Wechsel der Basisfrequenz von 24 GHz auf 77 GHz und einer größeren verfügbaren Bandbreite in diesem Frequenzband ergibt sich eine signifikante Steigerung der Entfernung- und Doppler-Auflösung. Zudem gibt es durch 'Digital Beamforming' (DBF) und hochauflösenden Winkelschätzverfahren eine Steigerung in der Winkelauflösung. Auf einem ausgedehnten Objekt werden statt einer einzelnen Reflexion nun mehrere aufgelöst. In dieser Arbeit werden neuartige Verfahren vorgestellt, um die im vorangegangenen Abschnitt erläuterten Anforderungen an zukünftige Fahrerassistenzsysteme zu erfüllen. Sie basieren auf der Doppler-Information hochauflösender Radarsensoren.

Die vorliegende Arbeit ist wie folgt gegliedert (siehe Abb. 1.1). Nach einer Einführung in die relevanten Grundlagen der Fahrdynamik (Kap. 2) und der Radarsensoren (Kap. 3) wird zur Auswertung der Doppler-Information in Kapitel 4 das Merkmal Geschwindigkeitsprofil eingeführt. Dazu wird gezeigt, wie das Geschwindigkeitsprofil eines ausgedehnten Objekts extrahiert und seine Parameter mit einem optimalen biasfreien Schätzer bestimmt werden können. Anschließend werden systematische Abhängigkeiten aufgezeigt, die für die darauf basierenden Verfahren von Relevanz sind.

Das erste Verfahren (Kap. 5) bestimmt anhand zweier Geschwindigkeitsprofile eines ausgedehnten Objekts seinen vollständigen 2D-Bewegungszustand. Im Vergleich zu gängigen Tracking Algorithmen entfällt eine Initialisierungsphase. Bei Bewegungsänderungen wird die Latenz signifikant reduziert. Gerade im Stadtverkehr kann auf diese Weise auf eine kritische Situation deutlich schneller reagiert werden. Das zweite Verfahren (Kap. 6) wertet das Geschwindigkeitsprofil aller stationärer Ziele aus und bestimmt auf diese Weise die Sensorbewegung und damit auch die Bewegung des eigenen Fahrzeugs. Werden mehrere Sensoren verwendet, kann der komplette Eigenbewegungszustand des Ego-Fahrzeugs auch in hochdynamischen Situationen instantan bestimmt werden. Die Eigenbewegung wird zum einen benötigt, um über mehrere Zeitschritte eine stabile Karte der Umgebung aufzubauen (Belegungskarte) und zum anderen um bei der Bestimmung der Bewegung anderer Objekte die Eigenbewegung zu kompensieren.

Für beide Verfahren ist es entscheidend, dass neben der Einbauposition auch die Einbauorientierung bekannt ist. Es wird ein Verfahren (Kap. 7) vorgestellt, welches während des Betriebs beim Abfahren einer beliebigen Strecke automatisiert die Einbauorientierung des Radarsensors anhand des Geschwindigkeitsprofils stationärer Ziele bestimmt. Des Weiteren wird eine Online-Rekalibrierung der Fahrzeugodometrie (Gyroskope, Raddrehzahlsensoren) vorgestellt. Auf diese Weise kann ihre hohe Abtastrate mit der genauen und biasfreien Schätzung der radarbasierten Eigenbewegung kombiniert werden. Systematische Fehler der Fahrzeugodometrie können durch das Verfahren direkt ermittelt werden.

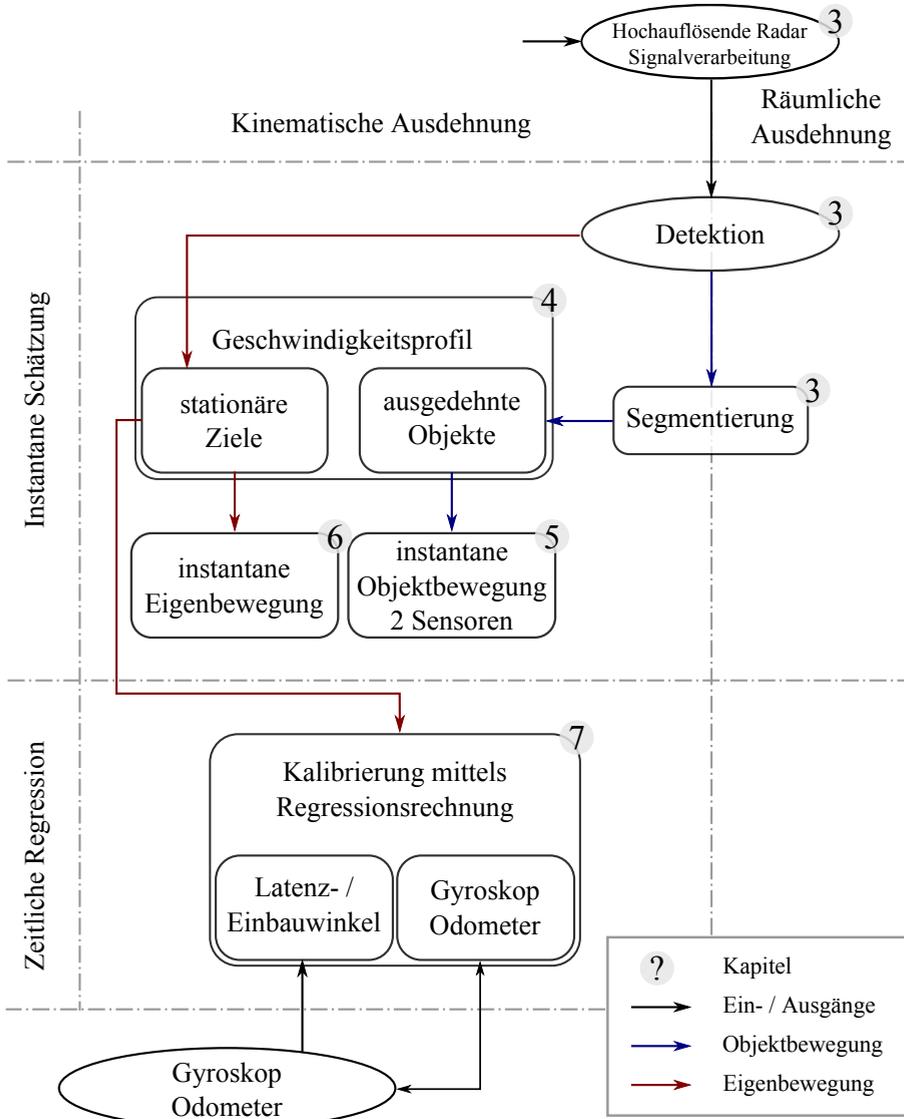


Abbildung 1.1: Übersicht über die Gliederung der Arbeit

Kapitel 2

Relevante Grundlagen der Fahrdynamik von Kraftfahrzeugen

2.1 Koordinatensysteme

In dieser Arbeit wird das fahrzeugfeste Koordinatensystem nach [Nor94] ([Sch06]) verwendet und auf die Fahrbahn (2D-Ebene) beschränkt. Der Ursprung befindet sich im Mittelpunkt der Hinterachse des Fahrzeugs. Die x -Achse steht senkrecht auf die Hinterachse und ist nach vorne ausgerichtet. Die y -Achse ist parallel zur Hinterachse und zeigt in Fahrtrichtung nach links. Die z -Achse ist nach oben ausgerichtet und definiert den Drehsinn (rechtshändiges Koordinatensystem). Das Fahrzeug in der Draufsicht mit allen Koordinatensystemen ist in Abb. 2.1 dargestellt.¹

Als Standard-Koordinatensystem wird das fahrzeugfeste Koordinatensystem des Ego-Fahrzeugs verwendet, das aus diesem Grund keine Beschriftung erhält (x,y) . Ein Sensor S hat folglich die Position (x_S, y_S) und ein Ziel-Fahrzeug V hat die Position (x_V, y_V) . Der Sensor verfügt über ein eigenes Koordinatensystem (x^S, y^S) , das um den Einbauwinkel γ_S gegenüber dem Ego-Fahrzeugkoordinatensystem gedreht ist. Auf dieses Koordinatensystem beziehen sich alle gemessenen Werte, bevor sie in das Ego-Fahrzeugkoordinatensystem transformiert werden. Zur Vollständigkeit wird noch das Ziel-Fahrzeugkoordinatensystem (x^V, y^V) eingeführt, das sich auf dem Mittelpunkt der Hinterachse des Ziel-Fahrzeugs befindet und um ϕ_V (Gierwinkel) relativ zum Ego-Fahrzeug gedreht ist. Der Winkel entspricht der Orientierung der Längsseite und wird fortan mit Fahrzeugorientierung bezeichnet.

¹Allgemein gilt für die Beschriftung der Variablen, dass das Bezugskordinatensystem (Sensor, Ego-Fahrzeug, Ziel-Fahrzeug) und ggf. eine Richtung hoch gestellt und der Bezugspunkt (Sensor, Hinterachse, Reflexionspunkt etc.) tief angegeben wird.

Beispiel: $v_i^{S,x}$ Geschwindigkeit im Sensor-Koordinatensystem in x -Richtung für den Punkt i .

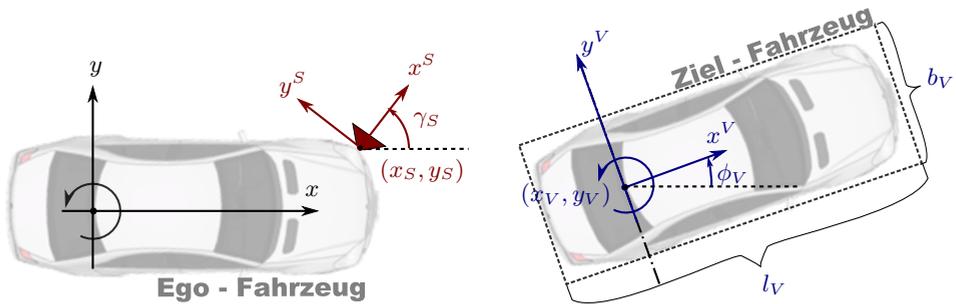


Abbildung 2.1: Übersicht über die in dieser Arbeit verwendeten Koordinatensysteme: Ego-Fahrzeugkoordinatensystem, Sensorkoordinatensystem S und Ziel-Fahrzeugkoordinatensystem V

2.2 Eigenschaften ausgedehnter, starrer Objekte

In dieser Arbeit wird der Bewegungszustand von ausgedehnten Starrkörpern (Kap. 4-7) bestimmt. Für dessen Berechnung werden in diesem Abschnitt allgemeine Eigenschaften definiert und Gleichungen hergeleitet.

Definition 1 (Ausgedehntes Objekt)

Mit *ausgedehnt* wird ein zusammenhängendes Objekt bezeichnet, das über eine räumliche Ausdehnung (Fläche, Volumen) verfügt.

Definition 2 (Starres und rigides Objekt)

Mit *rigidem Objekt* wird ein ausgedehntes Objekt bezeichnet, das sich bei einer Krafteinwirkung von außen nicht verformt. Der Abstand aller Punkte auf dem Objekt ist über die Zeit konstant [PB80].

2.2.1 Position und Ausdehnung

Die Position eines ausgedehnten Objekts in der Ebene wird vollständig durch die Fahrzeugorientierung ϕ_V und die Position eines beliebigen Punkts P_i auf dem Fahrzeug beschrieben². Die relative Position des Punkts auf dem Fahrzeug muss dabei bekannt sein. Im Folgenden wird als Referenzpunkt ohne Beschränkung der Allgemeingültigkeit immer der Mittelpunkt der Hinterachse H (x_H, y_H) verwendet. Die konstante Ausdehnung wird mit der Länge l_V und Breite b_V angegeben, wie in Abb. 2.1 gezeigt.

²Aus Gründen der Übersichtlichkeit wird in dieser Arbeit P im Index weggelassen.

2.2.2 Bewegung

In diesem Abschnitt wird die vollständige Bewegung eines starren Objekts (3 Freiheitsgrade (engl. 'Degrees of Freedom') (DOF)) durch ein kinematisches Modell beschrieben und ein vereinfachtes Modell für ein Fahrzeug (2 DOF) vorgestellt. In beiden Fällen werden zwei Parametersätze (Referenzpunkt-Darstellung und Momentanpol-Darstellung) hergeleitet, um den Bewegungszustand vollständig zu beschreiben. Um die Allgemeingültigkeit zu bewahren, werden keine kinetischen Modelle, die Kräfte, Momente, Massen, Trägheitsmomente etc. berücksichtigen, verwendet. Zudem ist die Bestimmung dieser Parameter bei einem durch Radarsensoren erfassten Objekt nicht direkt möglich.

Bewegungsarten

Es gibt eine Vielzahl an verschiedenen Arten der Bewegung wie z. B. lineare, zirkulare, periodische Bewegungen etc. In diesem Abschnitt werden für diese Arbeit relevante Bewegungsarten nach [SJ05] definiert:

Definition 3 (Geradlinige Bewegung)

Die Bewegung des Objekts erfolgt ohne Richtungsänderung, das heißt linear (Gierrate ist Null).

Definition 4 (Gleichförmige Bewegung)

Die Geschwindigkeit ist konstant, das heißt, in einem konstanten Zeitschritt wird immer die gleiche Strecke zurückgelegt.

Daraus ergeben sich zwei Sonderformen:

Definition 5 (Ungleichförmige, geradlinige Bewegung)

Das Objekt bewegt sich geradlinig, besitzt allerdings für mindestens zwei Zeitpunkte eine unterschiedliche Geschwindigkeit.

Definition 6 (Stationäre Kreisfahrt bzw. gleichförmige Kreisbewegung)

Das Objekt bewegt sich auf einer Kreisbahn mit konstantem Radius und konstanter Geschwindigkeit. Der Geschwindigkeitsvektor bleibt im Betrag konstant und ändert seine Bewegungsrichtung (Winkel) entsprechend der Gierrate (Winkelgeschwindigkeit).

Relativkinematik

Mit den definierten Koordinatensystemen wird die Bewegung von Objekten und Punkten in der Ebene beschrieben. Alle benötigten Parameter sind in Abb. 2.2 für ein beliebiges Fahrzeug (Ego- oder Ziel-Fahrzeug) dargestellt. Die Bewegung eines ausgedehnten Objekts hat entsprechend 3 DOF und kann durch die Referenzpunkt-Darstellung beschrieben werden:

Definition 7 (Referenzpunkt-Darstellung)

Die vollständige Bewegung eines rigiden Objekts \mathbf{m}_i ist eindeutig durch den Geschwindigkeitsvektor (v_i^x, v_i^y) an einem beliebigen Punkt P_i mit bekannter Position und durch die Gierrate ω_V beschrieben.

Die Bewegung eines Punkts P_i in der Ebene wird durch die beiden Komponenten des Geschwindigkeitsvektors $\mathbf{v}_i = (v_i^x, v_i^y)$ oder analog durch den Betrag $|\mathbf{v}_i|$ und Bewegungsrichtung α_i beschrieben (polare Darstellung). Wird der Mittelpunkt der Hinterachse als Referenzpunkt verwendet, ergibt sich für einen beliebigen Punkt der folgende Geschwindigkeitsvektor nach [PB80] (Abb. 2.2):

$$\mathbf{v}_i = \mathbf{v}_H + \mathbf{v}_{i,\text{rot}(H)} = \mathbf{v}_H + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \omega \end{bmatrix} \times \mathbf{d}_{H,i} = \begin{bmatrix} v_H^x - \omega(y_i - y_H) \\ v_H^y + \omega(x_i - x_H) \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

Der Definition eines starren Objekts folgend, ist der Abstand zwischen zwei Punkten stets konstant. Sie weisen daher die identische Geschwindigkeitskomponente in Richtung ihres Verbindungsvektors auf. Die Geschwindigkeit, die durch die Rotation entsteht, wirkt folglich nur senkrecht zu dem Verbindungsvektor und hat den Geschwindigkeitsbetrag Abstand multipliziert mit der Gierrate. Die Gleichung (2.1) entspricht der Überlagerung der Bewegung des Referenzpunkts H mit einer Geschwindigkeitskomponente aufgrund der Objektrotation $\mathbf{v}_{i,\text{rot}(H)}$ um H [PB80]. Handelt es sich um eine geradlinige Bewegung haben folglich alle Punkte den gleichen Geschwindigkeitsvektor. In der Regel wird in dieser Arbeit die Darstellung in Matrixform verwendet:

$$\underbrace{\begin{bmatrix} \omega \\ v_i^x \\ v_i^y \end{bmatrix}}_{\mathbf{m}_i} = \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ -(y_i - y_H) & 1 & 0 \\ (x_i - x_H) & 0 & 1 \end{bmatrix}}_{\mathbf{T}_{i,H}} \underbrace{\begin{bmatrix} \omega \\ v_H^x \\ v_H^y \end{bmatrix}}_{\mathbf{m}_H} \quad (2.2)$$

Bei der Bestimmung des Bewegungszustands \mathbf{m} wird zusätzlich noch eine entsprechende Kovarianzmatrix $\text{cov}(\mathbf{m})$ geschätzt. Diese wird benötigt, um in nachfolgenden Schritten (z. B. in einem Tracking-Algorithmus) die Genauigkeit der aktuellen Messung und damit eine entsprechende Gewichtung zu ermitteln. Analog kann die Kovarianzmatrix durch eine lineare Transformation an dem Punkt P_i bestimmt werden [JU04]:

$$\text{cov}(\mathbf{m}_i) = \mathbf{T}_{i,H} \text{cov}(\mathbf{m}_H) \mathbf{T}_{i,H}^\top \quad (2.3)$$

Dabei handelt es sich um eine affine Transformation, da $\mathbf{T}_{i,H}$ eine reguläre Matrix ist. Die Inverse von $\mathbf{T}_{i,H}$ entspricht einer Verschiebung um den entgegengesetzten Positionsvektor $(x_H - x_i, y_H - y_i)$. Wird der Bewegungszustand nach einer beliebigen Anzahl an Transformationen zurück in den ursprünglichen Punkt transformiert,

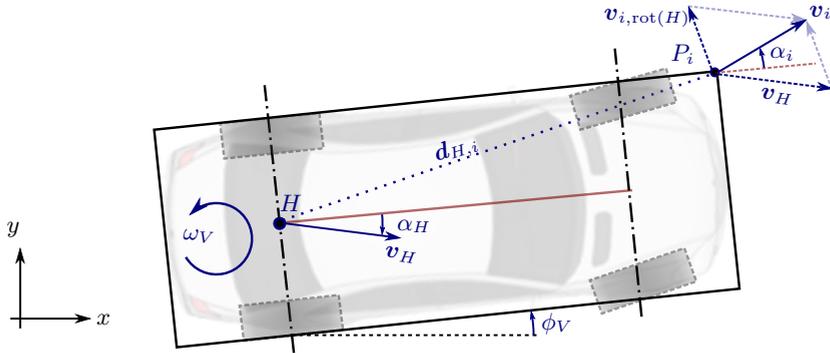


Abbildung 2.2: Fahrzeug mit Gierrate ω_V , Orientierung ϕ_V und Bewegung (Winkel α_H und Geschwindigkeitsvektor \mathbf{v}) des Hinterachsenmittelpunkts H und eines beliebigen Punkts P_i ; Bestimmung von \mathbf{v}_i anhand des Geschwindigkeitsvektors \mathbf{v}_H und dem Rotationsanteil $\mathbf{v}_{i,\text{rot}(H)}$ um H mit Abstand $d_{H,i}$

ist er identisch wie zu Beginn und hat die gleiche Kovarianzmatrix. Ein spezieller Referenzpunkt ist der Momentanpol:

Definition 8 (Momentanpol (MP))

Bewegt sich ein Objekt nicht-geradlinig, gibt es einen stationären Punkt MP um den sich das gesamte Objekt im aktuellen Zeitschritt dreht. Bei einer geradlinigen Bewegung liegt der Punkt im Unendlichen orthogonal zur Bewegungsrichtung.

Der Momentanpol liegt im Normalfall außerhalb des Fahrzeugs und entspricht der Verschiebung des Referenzpunkts an die Stelle, an der keine Geschwindigkeiten auftreten (Abb. 2.3). Die Gleichung (2.1) wird mit Null gleichgesetzt und nach der Position des Momentanpols aufgelöst:

$$\begin{bmatrix} x_{\text{MP}} \\ y_{\text{MP}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{v_i^y}{\omega} + x_i \\ \frac{v_i^x}{\omega} + y_i \end{bmatrix} \quad (2.4)$$

Aus dem Geschwindigkeitsvektor jedes Punkts in Verbindung mit der Gierrate kann direkt der Momentanpol bestimmt werden. Umgekehrt ist eine Bestimmung des Geschwindigkeitsvektors jedes beliebigen Punkts aus dem Momentanpol möglich. Gleichung (2.1) vereinfacht sich zu:

$$\mathbf{v}_i = \begin{bmatrix} -\omega (y_i - y_{\text{MP}}) \\ \omega (x_i - x_{\text{MP}}) \end{bmatrix} \quad (2.5)$$

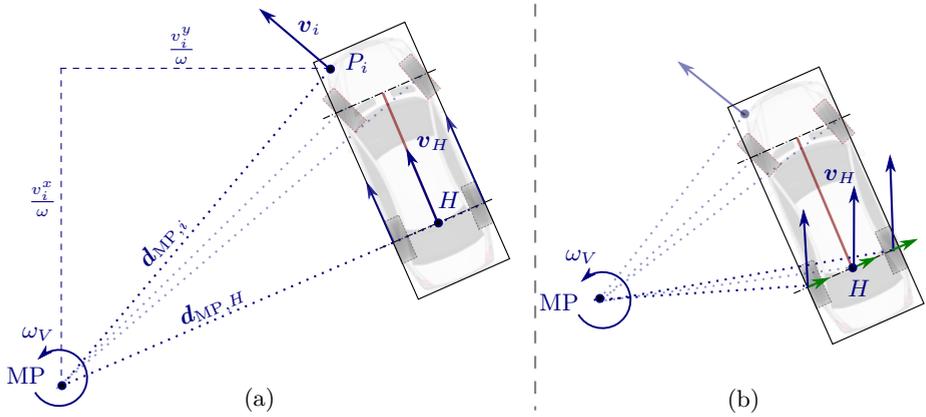


Abbildung 2.3: Momentanpol-Darstellung der Kreisfahrt eines Fahrzeugs mit Ackermann-Bedingung (a) und beim Auftreten von lateralen Geschwindigkeiten v_H^y an den Hinterrädern (b)

Im Gegensatz zur Referenzpunkt-Darstellung kann durch die Position des Momentanpols anstelle des Geschwindigkeitsvektors der komplette Bewegungszustand eines ausgedehnten Objekts beschrieben werden:

Definition 9 (Momentanpol-Darstellung)

Die vollständige Bewegung eines Objekts in der Ebene kann eindeutig durch die Position des Momentanpols (x_{MP}, y_{MP}) und der Gierrate ω beschrieben werden.

Die Gierrate ist für alle Punkte eines starren Objekts identisch. Eine positive Gierrate beschreibt eine Drehung entgegen dem Uhrzeigersinn (Linkskurve) und eine negative Gierrate eine Drehung mit dem Uhrzeigersinn (Rechtskurve). Die Gierrate entspricht dabei der zeitlichen Ableitung des Gierwinkels ϕ bzw. der Änderung der Objektorientierung (Abb. 2.1):

$$\omega = \frac{d\phi}{dt} \quad (2.6)$$

Definition 10 (Fahrzeugorientierung ϕ)

Die Orientierung des Objekts ist durch den Winkel der x^V -Achse des Ziel-Fahrzeugs relativ zur x -Achse des Ego-Fahrzeugs definiert.

Definition 11 (Bewegungsrichtung α_i)

Die Bewegungsrichtung α_i einzelner Punkte auf dem Fahrzeug entsprechen der Fahrzeugorientierung bei einer geradlinigen Bewegung. Während einer nicht-geradlinigen Bewegung unterscheiden sie sich (Abb. 2.2).

2.2.3 Fahrzeugspezifische Modelle und Kenngrößen

In diesem Abschnitt werden einige Kenngrößen der Fahrdynamik vorgestellt und es wird auf ein Bewegungsmodell mit zwei Freiheitsgraden eingegangen. Eine Übersicht gibt Tabelle 2.1.

Geschwindigkeit

Wie im vorangegangenen Abschnitt beschrieben, gibt es eine Abweichung in der absoluten Geschwindigkeit und Bewegungsrichtung in Abhängigkeit von der Position des betrachteten Punkts auf dem Fahrzeug. Bei einer nicht-geradlinigen Bewegung muss für eine eindeutige Beschreibung der Bewegung folglich die Position des betrachteten Punkts auf dem Fahrzeug bekannt sein. In der Fahrdynamik werden dazu meist die Geschwindigkeit im Schwerpunkt oder Rotationszentrum R angegeben [Föl06].

In dieser Arbeit ist die *longitudinale Geschwindigkeit* die Geschwindigkeit, die in der Mitte der Hinterachse parallel zur Fahrzeugorientierung auftritt. Die *laterale Geschwindigkeit* ist die auf die Fahrzeugorientierung senkrecht stehende Geschwindigkeit an dieser Position. Mit *Horizontalgeschwindigkeit* wird der Betrag des Geschwindigkeitsvektors im Rotationszentrum angegeben. Bei jedem anderen Punkt würde bei einer Kreisfahrt ein Geschwindigkeitsanteil durch die Rotation die Horizontalgeschwindigkeit verfälschen.³

Bei der *Längsgeschwindigkeit* bzw. *Quergeschwindigkeit* handelt es sich um die Geschwindigkeit im Rotationszentrum in x - bzw. y -Richtung in Bezug auf das globale Koordinatensystem (z. B. Ego-Fahrzeugkoordinatensystem). Die Längsgeschwindigkeit dominiert bei einer *Folgefahrt*, bei der das Ego- und Ziel-Fahrzeug hintereinander herfahren. Die Quergeschwindigkeit dominiert bei *Querverkehr*, wenn z. B. an einer Kreuzung das Ziel-Fahrzeug sich senkrecht zur Bewegungsrichtung des Ego-Fahrzeugs nähert.

2 DOF Bewegungsmodell

Die Ackermann-Bedingung besagt, dass sich bei einer nicht-geradlinigen Bewegung die Verlängerung der Vorder- und Hinterachse des Fahrzeugs im Momentanpol treffen (vgl. Abb. 2.3 (a)). Jedes Rad hat einen unterschiedlichen Kurvenradius und es tritt an keinem Rad lateraler Schlupf auf. Gleichung (2.1) vereinfacht sich zu:

$$\mathbf{v}_i = \begin{bmatrix} v - \omega(y_i - y_R) \\ \omega(x_i - x_R) \end{bmatrix} \quad (2.7)$$

³Der Begriff Geschwindigkeit bezieht sich in dieser Arbeit immer auf die Horizontalgeschwindigkeit.

DOF	Bewegung	Darstellung	Parameter	Gleichung
3	vollständig	Referenzpunkt	ω, v_H^x, v_H^y	$\mathbf{v}_i = \begin{bmatrix} v_H^x - \omega(y_i - y_H) \\ v_H^y + \omega(x_i - x_H) \end{bmatrix}$
3	vollständig	Momentanpol	$-\omega, x_{MP}, y_{MP}$	$\mathbf{v}_i = \begin{bmatrix} \omega(y_i - y_{MP}) \\ \omega(x_i - x_{MP}) \end{bmatrix}$
2	Modell	Referenzpunkt	ω, v	$\mathbf{v}_i = \begin{bmatrix} v - \omega(y_i - y_R) \\ \omega(x_i - x_R) \end{bmatrix}$

Tabelle 2.1: Übersicht über die verwendeten Beschreibungen der Starrkörperbewegung, ihre Anzahl an Freiheitsgraden (DOF) und die Darstellungsformen (Def. 7 und 9)

Diese Annahme ist näherungsweise gültig, wenn der Hinterachsenschräglaufwinkel im Bereich von $\pm 2^\circ$ liegt. Bei Kreisfahrten mit geringer Geschwindigkeit oder bei sehr großen Gierraten kann dieser Winkel allerdings auf bis zu $\pm 20^\circ$ steigen [Han07].

Um den Freiheitsgrad des Systems zu reduzieren, wird in Teilen dieser Arbeit die Ackermann-Bedingung verwendet:

Definition 12 (2 DOF Bewegungsmodell)

Bei der Verwendung des Mittelpunkts der Hinterachse als Referenzpunkt und bei Gültigkeit der Ackermann-Bedingung kann die Fahrzeugbewegung mit 2 Freiheitsgraden (DOF) durch die Geschwindigkeit (Horizontalgeschwindigkeit) v und die Gierrate ω eindeutig beschrieben werden. Die Bewegungsrichtung der Hinterachse ist dadurch immer parallel zur Orientierung des Fahrzeugs ($\alpha_H = \phi_V$).

Bei der Momentanpol-Darstellung reduziert sich die Anzahl der Freiheitsgrade um einen, dadurch dass sich der Momentanpol in der Verlängerung der Hinterachse befinden muss. Die zwei Freiheitsgrade lassen sich durch die Gierrate und den Abstand des Momentanpols von der Hinterachse beschreiben. Daher wird die Position der Hinterachse und ihre Orientierung benötigt, um den Momentanpol bestimmen zu können. Beide Größen lassen sich durch Radarmessungen nur schwer bestimmen. Aus diesem Grund wird für das 2 DOF Bewegungsmodell die Referenzpunkt-Darstellung (Def. 7) und nicht die Momentanpol-Darstellung (Def. 9) verwendet (Tabelle 2.1).

Kapitel 3

Radar

Dieses Kapitel beginnt mit einer Einführung in das physikalische Prinzip eines hochauflösenden Radarsensors. Danach wird die Signalverarbeitung für das in dieser Arbeit verwendete Radar vorgestellt. Nach einer getrennten Bestimmung der Entfernung und Dopplergeschwindigkeit für jedes Antennenelement wird durch eine anschließende Kombination der Winkel aufgelöst. Es ergibt sich ein dreidimensionaler Messraum, bestehend aus Winkel, Entfernung und Dopplergeschwindigkeit. In diesem werden abschließend diskrete Ziele identifiziert.

3.1 Radargrundlagen

Radare bedeutet 'Radio Detection and Ranging' und bezeichnet einen elektromagnetischen Sensor zur Detektion und Lokalisierung von reflektierenden Objekten [Lud98]. Das Grundprinzip besteht aus den folgenden Schritten:

- Das Radar strahlt durch eine/mehrere Antennen elektromagnetische Energie in den Raum aus
- Teile der ausgestrahlten Energie werden durch reflektierende Objekte an der weiteren Ausbreitung gehindert und zurückgestreut
- Teile der zurückgestreuten Energie treffen auf eine oder mehrere Antennen des Radars
- Nach der Verstärkung des Signals wird anhand der Signalverarbeitung entschieden, ob es sich um ein reales Ziel handelt und es werden Eigenschaften wie die genaue Position, Amplitude und Dopplergeschwindigkeit bestimmt

3.1.1 Entfernungs- und Geschwindigkeitsbestimmung

Auf die abgestrahlte Welle wird eine Information in Form einer Amplituden- oder Frequenzmodulation aufgebracht. Beim Empfangen der reflektierten Welle kann mittels Demodulation ein zeitlicher Zusammenhang zwischen Senden und Empfangen hergestellt werden. Die Welle breitet sich mit Lichtgeschwindigkeit c_0 aus, so dass direkt die Entfernung bestimmt werden kann [WHW09].

Für die Bestimmung der Objektgeschwindigkeit wird der Doppler-Effekt ausgenutzt. Eine elektromagnetische Welle erfährt eine Frequenzverschiebung, wenn sich Sender und Objekt relativ zueinander bewegen [WHW09].

Anhand der Modulation kann zwischen Impulsradar und Dauerstrichradar (engl. 'Continuous-Wave Radar' (CW)) unterschieden werden. Ein Impulsradar sendet ein einfach moduliertes und gepulstes Signal aus und bestimmt anhand der Laufzeit die Zielentfernung. Eine Geschwindigkeit kann durch eine Entfernungsänderung oder mithilfe von Puls-Doppler-Verfahren gewonnen werden. Dabei wird die Sendefrequenz zwischen den Pulsen variiert und die Doppler-Verschiebung berücksichtigt [Sko70].

Im Gegensatz dazu senden CW Radare ein kontinuierliches Signal aus. Das bedeutet Sende- und Messvorgang finden parallel statt. Ist das Signal unmoduliert, kann nur die Objektgeschwindigkeit und nicht die Entfernung erfasst werden. Eine Erweiterung ist das 'Frequency-Modulated Continuous-Wave' (FMCW) Verfahren. Die Frequenz wird anhand eines definierten Schemas variiert und dadurch eine Art Zeitstempel in das Signal integriert, so dass ein Laufzeitunterschied messbar wird. Bei 'Frequency-Stepped Modulation' wird die Frequenz schrittweise geändert, wohingegen bei 'Linear-Frequency Modulation' mehrere Frequenzrampen nacheinander gesendet werden. Eine Frequenzrampe ist die definierte Zu- bzw. Abnahme der Frequenz über eine Rampendauer T_R . Die Differenz zwischen maximaler und minimaler Frequenz wird mit Bandbreite B bezeichnet. Die Bestimmung der Entfernung von stationären Zielen ist auf diese Weise möglich. Bei bewegten Zielen überlagert die Dopplerfrequenzverschiebung die Modulation. Eine Auflösung beider Parameter ist nur über eine Mittelwertbildung vieler Rampen möglich [BL98].

3.1.2 Winkelbestimmung

Neben Entfernung und Geschwindigkeit wird als dritte Größe der Winkel bestimmt. Die verwendeten Verfahren lassen sich in drei Übergruppen aufteilen: mechanische Strahlschwenkung, elektronische Strahlformung und digitale Strahlformung.

Bei einer mechanischen Strahlschwenkung werden Teile, die komplette Antenne oder eine zusätzlich angebrachte Strahlableitvorrichtung so schnell geschwenkt, dass innerhalb eines Mess- und Auswertezyklus der gesamte azimutale Winkelbereich erfasst wird. Die zu einem bestimmten Zeitpunkt gemessene Radarantwort kann dadurch eindeutig einem Winkelkoordinatenpaar zugeordnet werden. Nachteile sind die zusätzlichen mechanischen Komponenten, der größerer Wartungsaufwand durch Verschleiß und die Abhängigkeit von äußeren Einflüssen (Vibrationen, Stöße, Erschütterungen) [May08].

Elektronisch steuerbare Gruppenantennen (engl. 'Electronically Steerable Array' (ESA)) ermöglichen eine deutlich schnellere elektronische Strahlschwenkung. Mehrere Einzelantennen werden mit unterschiedlichen Phasen angesteuert (engl. 'Phased Array'). Die Hauptstrahlrichtung steht dabei immer senkrecht zur Phasenlage. Durch Interferenzen tritt eine Bündelung und eine starke Richtwirkung auf. Weniger verbreitet ist eine Strahlschwenkung durch Frequenzmodulation (engl. 'Frequency Scanning'), bei der durch unterschiedliche Frequenzen an den Antennenelementen die Phasenlage und damit die Hauptstrahlrichtung variiert wird. Daraus ergeben sich in beiden Fällen Nachteile wie die geringe mögliche Bandbreite, der hohe technische Aufwand und die mit der hohen Komplexität verbundenen Kosten [BL98],[Sko70].

Systeme zur digitalen Strahlformung (engl. 'Digital Beam Forming' (DBF)) bestehen aus einer räumlichen Anordnung von Sende- und Empfangsantennen, deren Signale rechnerisch zu gewünschten Strahlungskeulen kombiniert werden. Im Gegensatz zu ESA wird keine elektronische Amplituden- bzw. Phasensteuerung benötigt. Neben dem geringeren Aufwand in den Hochfrequenzstufen und analogen Elektronikbaugruppen liegen weitere Vorteile in der flexiblen softwareseitigen Strahlformung. In diese Kategorie gehört auch das Monopulsverfahren, welches mittels zwei Empfangsantennen einen Winkel anhand der unterschiedlichen Phasenverschiebung bestimmen kann [May08].

3.2 Signalverarbeitung hochauflösender Radarsensoren

In diesem Abschnitt wird die in dieser Arbeit verwendete Signalverarbeitung für ein hochauflösendes Radar beschrieben. Ein hochauflösendes Radar ist nach [Sko70]:

Definition 13 (Hochauflösendes Radar)

Mit hochauflösendem Radar werden Radarsensoren bezeichnet, die über eine hohe Entfernungs-, Winkel- oder Doppler-Auflösung verfügen. Die Auflösung ist in der Regel in mindestens einer Größenordnung höher als die minimale Ausdehnung der betrachteten Ziele. Dadurch werden auf einem Ziel mehrere Reflexionen aufgelöst.

In den ersten zwei Abschnitten wird beschrieben, wie aus dem Zeitsignal der Antennenelemente ein diskreter 3D-Messraum (Winkel, Entfernung und Dopplergeschwindigkeit) gebildet wird. Im letzten Abschnitt wird ein Verfahren vorgestellt, um in dem Messraum Ziele von Clutter und Hintergrundrauschen zu identifizieren. Am Ende liegt eine Liste an Zielen mit 4 Parametern (Winkel, Entfernung, Dopplergeschwindigkeit und Amplitude) vor.

3.2.1 Bestimmung Entfernung und Doppler

Bei dem in dieser Arbeit verwendeten Radar handelt es sich um ein FMCW Radar mit 'Chirp Sequence Modulation', welches zu den 'Linear-Frequency Modulationen' zählt. Die Modulation besteht aus einer Sequenz gleicher linearer Frequenzrampen, die in kurzen Abständen wiederholt werden. Durch die sehr kurze Rampendauer kann angenommen werden, dass innerhalb einer Rampe die Doppler-Verschiebung keinen Einfluss hat. Durch eine einfache 'Fast Fourier Transformation' (FFT) kann der Abstand des Ziels direkt aus einer Rampe ermittelt werden. Mittels zweiter FFT wird über die diskreten Werte in jeder Entfernungszelle über alle Rampen die Dopplergeschwindigkeit bestimmt [KSR10]. Das Verfahren ist in Abb. 3.1 dargestellt.

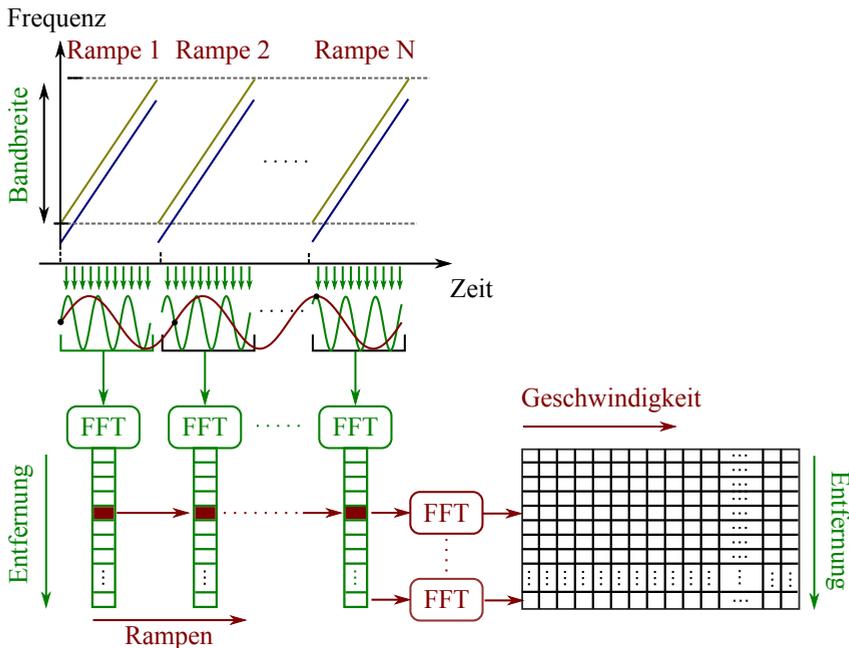


Abbildung 3.1: Bestimmung der Entfernung (grün) und Dopplergeschwindigkeit (rot) aus dem gemessenen Zeitsignal (nach [KSR10])

Das verwendete DBF Radar erzeugt einen diskreten 2D Messraum (r, v^D) für jedes Antennenelement bestehend aus Entfernung r und Doppler v^D . Für jede Zelle wird ein komplexer Amplitudenwert angegeben. Die Auflösung in den verschiedenen Dimensionen ist entscheidend für die Diskretisierung des Messraums und lässt sich nach [RM08], [May08] folgendermaßen bestimmen:

Mit zunehmender Bandbreite nimmt das Auflösungsvermögen und die Genauigkeit der Entfernungsmessung zu. Die Länge einer Entfernungszelle ΔR ist dabei indirekt proportional zur Bandbreite B :

$$\Delta R = \frac{c_0}{2B} \quad (3.1)$$

Die maximal messbare Zielentfernung ist, neben der durch die Radargleichung gegebenen Reichweitenbegrenzung, durch den Zwischenfrequenzfilter vorgegeben. Der Zwischenfrequenzfilter hat die Funktion eines Bandpasses und wird nach dem Abmischen von Sende- u. Empfangssignal angewendet. Der unterdrückte hochfrequente Anteil besteht aus Anteilen, die durch das Abmischen entstehen und aus Frequenzen oberhalb des Abasttheorems. Der unterdrückte niederfrequente Anteil wird zum Großteil von Reflexionen im Nahbereich wie z. B. von dem Sensorgehäuse oder der Karosserie verursacht. Die maximal durchlässige Frequenz $f_{ZF, \max}$ bestimmt damit die maximal erfassbare Entfernung:

$$R_{\max} = \frac{f_{ZF, \max} c_0 \Delta T}{2B} \quad (3.2)$$

dabei entspricht ΔT der Rampendauer.

Für den Eindeutigkeitsbereich der Geschwindigkeit ergibt sich abhängig von der Rampendauer T_R und der Trägerfrequenz f_0 folgender Wert:

$$v_{\max}^D = \pm \frac{c_0}{4f_0 T_R} \quad (3.3)$$

Die Auflösung der Geschwindigkeit hängt von der Anzahl der Rampen N_R ab. Der gesamte Messbereich aus Gleichung (3.3) wird durch die Anzahl in äquidistante Felder aufgeteilt:

$$\Delta v^D = \frac{c_0}{2f_0 T_R N_R} \quad (3.4)$$

Für jede Empfangsantenne ist in diesem Abschnitt aus den Zeitsignalen ein diskreter 2D-Messraum (Entfernung und Dopplergeschwindigkeit) berechnet worden.

3.2.2 Winkelbestimmung

Die Signalverarbeitung wird bis dahin unabhängig auf jede der N_A Empfangsantennen angewendet. Im nächsten Schritt wird mittels 'Direction of Arrival' (DOA), der Winkel des Ziels bestimmt. Dazu wird der Phasenunterschied der auftretenden Welle ausgewertet, wie in Abb. 3.2 dargestellt. Für den Maximalabstand der Antennenelemente gilt aufgrund des Nyquist-Shannon-Abtasttheorems mit dem maximal erfassbaren Winkel θ_{\max} folgende Gleichung: $d_A = \frac{\lambda}{2 \sin(\theta_{\max})}$.

Mit zunehmendem positiven bzw. negativen Azimutwinkel θ trifft die Wellenfront zuerst auf das rechte bzw. linke Antennenelement (Abb. 3.2 (b)) und ergibt zu einem Messzeitpunkt einen sinusförmigen Verlauf über alle Antennenelemente (c). Die Frequenz des Verlaufs nimmt für größere Zielwinkel zu. Die komplexe Amplitude (a) beinhaltet die Information auf welcher Seite sich das Ziel befindet. Mittels FFT kann auf diese Weise die Frequenz und damit der Zielwinkel bestimmt werden. Die zugehörigen Gleichungen sind z. B. in [God97] zusammengefasst. Die ortsdiskrete Aperturfunktion $a(l)$ für jedes Empfangselement $1 \dots n_A$ mit Abstand d ergibt sich deshalb aus der Anzahl der Ziele N_R mit Amplitude a_i und Winkel θ_i zu:

$$a(l) = \sum_{i=1}^{N_R} a_i e^{-j2\pi \frac{ld}{\lambda} \sin(\theta_i)} \quad (3.5)$$

Die Aperturfunktion entspricht einer Überlagerung von Sinustermen mit unterschiedlicher Phase und Amplitude.

Das Auflösungsvermögen ergibt sich direkt anhand der Anzahl der Empfangsantennen, die den Abtastpunkten der FFT entsprechen. Theoretisch können für N_A Antennen $(N_A - 1)$ Ziele aufgelöst werden. Das erfasste Sichtfeld (engl. 'Field of View') (FoV) hängt maßgeblich von dem Aufbau der Antenne ab. Die Größe einer Winkelzelle entspricht demnach ohne Interpolation:

$$\delta\Theta = \frac{FoV}{N_A} \quad (3.6)$$

Um die Genauigkeit der Winkelbestimmung zu steigern, wird ein autoregressiver Filter [SM97] verwendet, der mit linearer Prädiktion bezeichnet wird [Kam08]. Er extrapoliert nicht erfassbare Werte aus einer linearen Kombination verfügbarer Werte. Für den Fall, dass das modulierte Signal im Wesentlichen aus einer Summe endlicher, komplexer Sinustermine sowie weißem Rauschen besteht, bietet sich dieses Vorgehen an. Für die Aperturfunktion (3.5) einer linearen Antennenanordnung trifft diese Annahme sehr gut zu [May08].

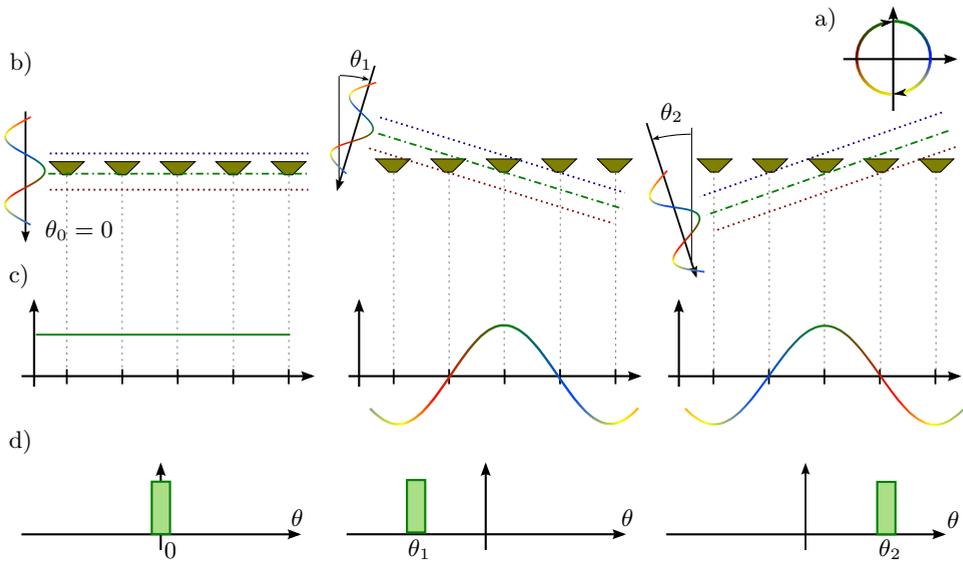


Abbildung 3.2: Beispiel für eine auftreffende elektromagnetische Welle für drei verschiedene Zielwinkel (als komplexer Zeiger (a) - farblich codiert); Darstellung der auftreffenden Welle in der Ebene mit 5 Sensorelementen (b), gemessenen Amplituden (c) und Ergebnis der FFT (d)

Die aus dem erfassten Signal bestimmten Koeffizienten werden verwendet, um sukzessive in beide Richtungen virtuelle Elemente mit Abstand d zu schätzen (Abb. 3.3 (a)). Auf diese Weise entsteht eine virtuelle Apertur, die mit der Anzahl an Prädiktionschritten beliebig groß werden kann. Wird die FFT auf das extrapolierte Signal angewendet, erhöht sich die Winkelauflösung um den entsprechenden Faktor (Gesamtelemente zu realen Elementen). Auf diese Weise wird eine Winkelauflösung von 1° erreicht (Abb. 3.3 (b)). Dies geschieht unabhängig für jedes r, v^D -Element.

In diesem Abschnitt sind die unabhängigen Messräume der einzelnen Empfangsantennen (r, v^D) kombiniert worden, so dass sich daraus mit dem Winkel eine dritte Dimension ergeben hat. Durch Verwendung der linearen Prädiktion entspricht die Diskretisierung im Winkel nicht der Anzahl der Empfangsantennen sondern 1° . Der vollständige 3D-Messraum hat die Größe $128 \times 256 \times 256$ (Winkel \times Entfernung \times Dopplergeschwindigkeit). Die Schnittstelle zum Radarsensor der vorgestellten Verfahren basiert auf diesem 3D Messraum (siehe Abb. 1.1 - Eingang Detektion).

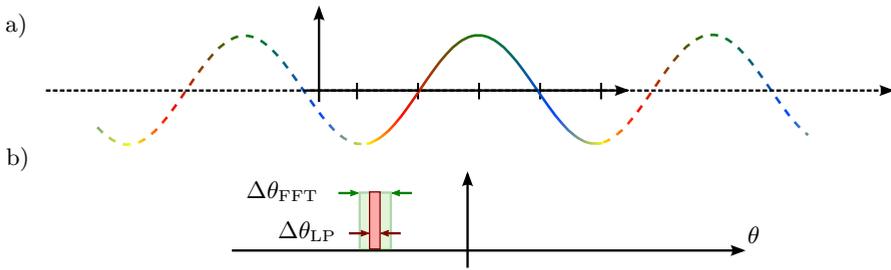


Abbildung 3.3: Durch einen autoregressiven Filter erweitertes Eingangssignal (---) (a) und der daraus bestimmte Winkel mit höherer Winkelauflösung als bei der FFT (b)

3.2.3 Zielextraktion mittels OS-CFAR

Mit der im letzten Abschnitt vorgestellten Signalverarbeitung sind die Zeitsignale in ein 3D-Messraum überführt worden. In diesem werden Ziele detektiert, das heißt Zellen mit einer lokal hohen Amplitude. Das Hintergrundrauschen kann bei Radarsensoren nicht als homogen angenommen werden, das heißt, ein globaler Schwellwert (engl. 'Threshold') zur Identifikation von Zielen ist nicht geeignet. Dementsprechend muss abhängig von der lokalen Umgebung der Zelle ein lokaler Schwellwert bestimmt werden. Das Ziel ist in allen Gebieten die Falschalarmwahrscheinlichkeit konstant zu halten und dennoch alle Ziele zu detektieren. Dies gilt besonders in Gebieten in denen starker Clutter auftritt. Mögliche Arten von Clutter sind z. B. Regen-Clutter, Ziel-Eigenclutter (Nebenkeulen eines Ziels), Boden-Clutter etc. [Lud98]. Das vorgestellte Verfahren basiert auf dem 'Constant False Alarm Rate' (CFAR) Algorithmus.

Bei dem Einsatz im Straßenverkehr handelt es sich um eine Mehrzielumgebung, dadurch weisen klassische Verfahren wie 'Cell Averaging Constant False Alarm Rate' (CA-CFAR) ein ungünstiges Verhalten auf. Sie bestimmen den Schwellwert durch Multiplikation des Mittelwerts in einer lokalen Umgebung mit einem vorher definierten Faktor. Befinden sich ein oder mehrere Ziele in der Umgebung, haben diese einen großen Einfluss auf den Schwellwert. In diesem Fall ist der Schwellwert zu hoch, so dass keine (oder nicht alle) Ziele erkannt werden [Lud98].

Aus diesem Grund wird das 'Ordered Statistic Constant False Alarm Rate' (OS-CFAR) [Roh83] verwendet. Dabei wird um die betrachtete Zelle die N_{CFAR} Nachbarzellen der Größe nach sortiert und der k_{CFAR} (engl. 'rank') kleinste Wert ausgewählt. Der Schwellwert ergibt sich aus der Multiplikation mit einem Faktor T_{CFAR} . Der Bereich für k_{CFAR} wird dabei mit $0.6 N_{\text{CFAR}} \leq k_{\text{CFAR}} \leq 0.85 N_{\text{CFAR}}$ angegeben [Lud98].

Für k_{CFAR} wird ein Wert größer als der Median ($N_{\text{CFAR}}/2$) angenommen. Auf diese Weise hat ein abrupt einsetzender Bereich mit hoher Clutter-Intensität keine Auswirkung. Wird die erste Zelle des Cluttergebiets ausgewertet, liegen bereits genau 50% der Nachbarzellen im Cluttergebiet und der Schwellwert ist entsprechend hoch, so dass ein Falsch-Alarm unterbunden wird.

Die zweite Anforderung an das OS-CFAR ist, dass, wenn mehrere oder ein ausgedehntes Ziel vorhanden ist, der Schwellwert nicht angehoben wird. Dazu wird eine Annahme zur maximalen Anzahl an Zielzellen in der Nachbarschaft getroffen. Wird z. B. angenommen, dass es sich bei maximal 15% der Zellen in der Nachbarschaft um Ziele handelt, muss $k_{\text{CFAR}} < 0.85 N_{\text{CFAR}}$ sein.

Ein Beispiel ist in Abb. 3.4 (a) für ein querendes Fahrzeug dargestellt. Wie deutlich erkennbar (b) unterscheidet sich das Hintergrundrauschen über den Messraum relativ stark (ca. 25dB). Das Hintergrundrauschen im vorderen Bereich ist deutlich schwächer (blau) als im hinteren Bereich (türkis). Zudem sind Gebiete mit Bodenclutter z. B. im Bereich $\theta = -20^\circ$ und $r = 20 - 40$ m erkennbar. Mittels OS-CFAR wird für jede Zelle zum einen über dem Winkel (c) und zum anderen über der Dopplergeschwindigkeit (d) ein Schwellwert bestimmt. Ist die Amplitude der betrachteten Zelle größer als die beiden Schwellwerte, wird es als Ziel erkannt. Der Schwellwert und die erkannten Ziele sind in der Abbildung über dem Winkel (e) und über dem Doppler (f) dargestellt.

Das Ergebnis ist eine Punktmenge potentieller Ziele mit den Eigenschaften: Winkel, Entfernung, Geschwindigkeit und Amplitude. Die einzelnen Punkte werden fortan als Reflexionspunkte bezeichnet. Sie sind die Eingangsgrößen für die Algorithmen, die in den folgenden Kapiteln vorgestellt werden (siehe Abb. 1.1 - nach Detektion). Ein Reflexionspunkt ist folgendermaßen definiert:

Definition 14 (Reflexionspunkt)

Bei einem Reflexionspunkt handelt es sich um eine Reflexion auf einem potentiellen Objekt. Ein Reflexionspunkt wird aufgrund seiner erhöhten Amplitude im Vergleich zu seiner Umgebung identifiziert.

3.3 Zieleigenschaften

In dem vorangegangenen Abschnitt wurde die Signalverarbeitung des hochauflösenden Radars genauer beschrieben. Durch die hohe Auflösung in allen drei Dimensionen sind ausgedehnte Objekte nicht mehr als Punktziel zu betrachten, sondern werden durch mehrere Reflexionspunkte repräsentiert. In Abb. 3.5 sind verschiedene Arten von Zielen dargestellt.

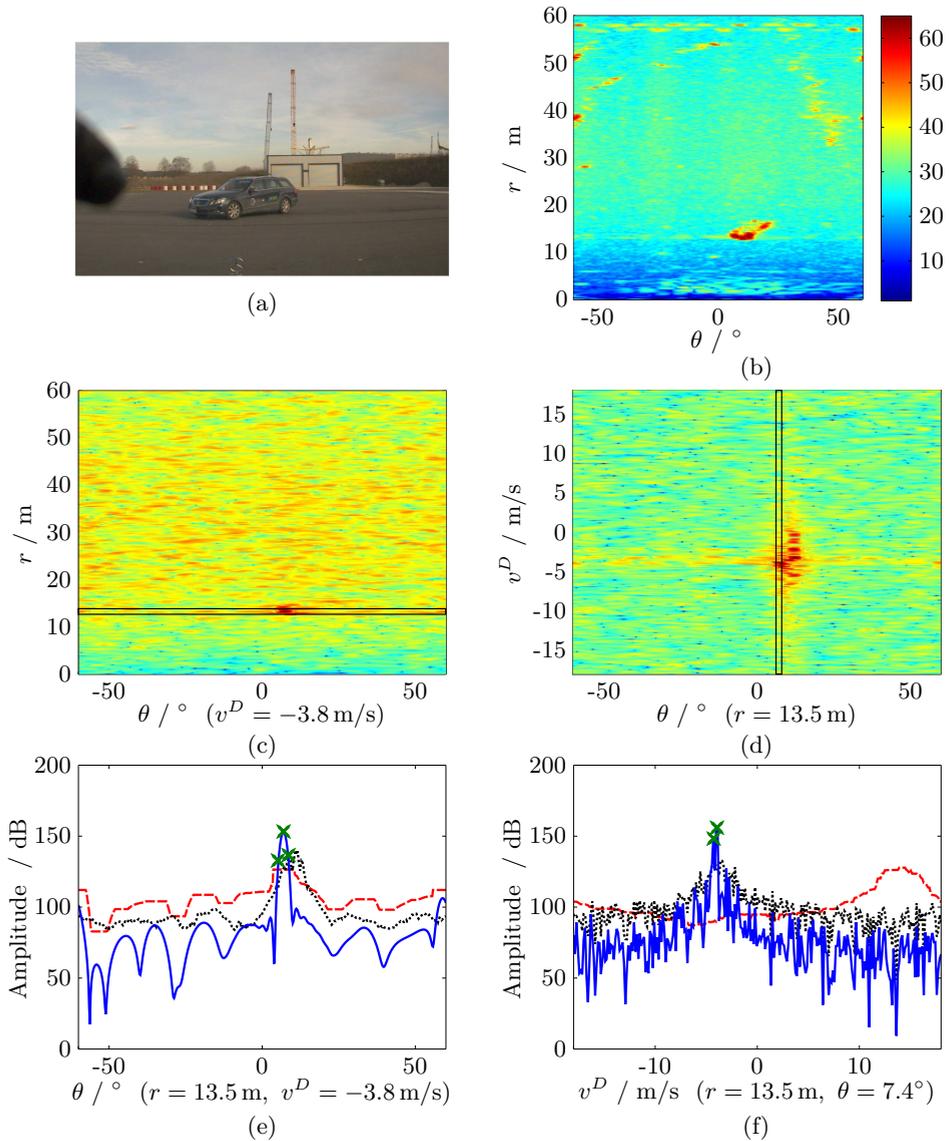


Abbildung 3.4: Beispiel OS-CFAR für ein querendes Fahrzeug (a), mit der maximalen Amplitude über v^D (b) und für die Beispielle (c) und (d) Raum; Bestimmte Schwellwerte durch Winkel OS-CFAR (--) (e) und v^D OS-CFAR (...) (f) und das FFT-Signal (—) mit erkannten Zielen (x)

Definition 15 (Punktziel)

Bei einem Punktziel sind die physikalischen Abmessungen kleiner als die Auflösung der Zellen in Winkel, Entfernung und Geschwindigkeit.

Definition 16 (Ausgedehntes Ziel)

Die physikalische Abmessung ist entweder in Entfernung und/oder Winkel größer als die entsprechenden Zellauflösungen oder die Dopplergeschwindigkeiten der Reflexionspunkte befinden sich in unterschiedlichen Doppler-Zellen.

Ob ein Objekt als ausgedehnt bezeichnet werden kann, hängt nicht allein von den physikalischen Abmessungen des Objekts ab, sondern von dem Verhältnis der physikalischen Ausdehnung zur Sensorauflösung. Das kann dazu führen, dass sich ein Objekt z. B. durch einen größer werdenden Abstand von einem ausgedehnten Objekt in ein Punktziel ändert [BDT⁺06]. Die Ausdehnung lässt sich noch weiter spezifizieren und ist an [Föl06] angelehnt.

Definition 17 (Kinematische Ausdehnung)

Eine kinematische Ausdehnung eines bewegten Objekts liegt vor, wenn unterschiedliche Dopplergeschwindigkeiten von einem Radar erfasst werden. Das Ziel verfügt ausschließlich über eine Geschwindigkeitsausdehnung.

Die kinematische Ausdehnung wird zum einen durch den Mikro-Doppler-Effekt verursacht, der in Abschnitt 4.3.3 definiert und genauer untersucht wird, und zum anderen durch unterschiedlich gemessene radiale Geschwindigkeiten in einer Zelle z. B. durch die Ausdehnung im Winkel.

Definition 18 (Geometrische Ausdehnung)

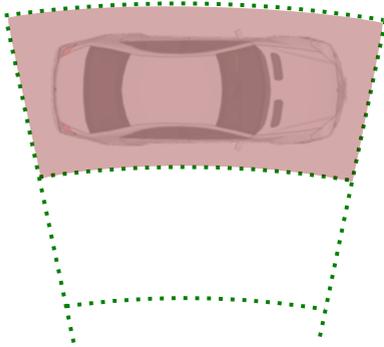
Eine geometrische Ausdehnung liegt vor, wenn die Auflösung des Sensors im Winkel oder Entfernung an der Objektposition höher ist als die physikalische Ausdehnung des Objekts.

In der ursprünglichen Definition von [Föl06] wird die Ausdehnung im Winkel nicht berücksichtigt, da der verwendete Sensor aufgrund des Monopulsverfahrens keine Auflösung im Winkel aufweist. Zwei Ziele können bei identischem Abstand und Dopplergeschwindigkeit nicht aufgelöst werden.

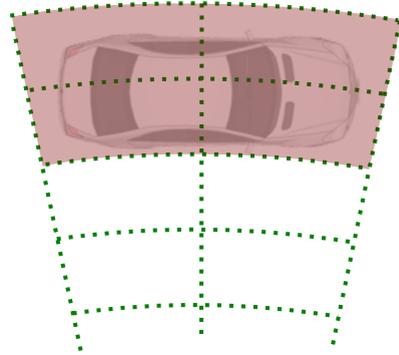
Definition 19 (Doppelte Ausdehnung)

Eine doppelte Ausdehnung liegt vor, wenn das Objekt sowohl eine kinematische als auch geometrische Ausdehnung aufweist. Das bedeutet, dass in jeweils mindestens zwei unterschiedlichen Geschwindigkeitszellen und Winkel- bzw. Entfernungszellen ein Reflexionspunkte auf dem Objekt detektiert wird.

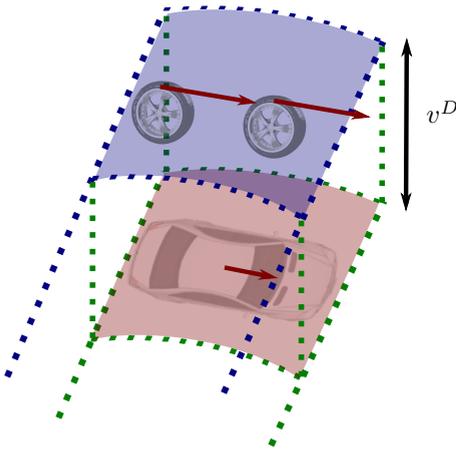
Die doppelte Ausdehnung kann entweder durch eine Kombination von kinematischer und geometrischer Ausdehnung erfolgen oder, wie in Abb. 3.5 dargestellt, aufgrund einer Variation der Dopplergeschwindigkeit über dem Winkel. Diese tritt aufgrund der Abhängigkeit der Dopplergeschwindigkeit vom Aspektwinkel auf.



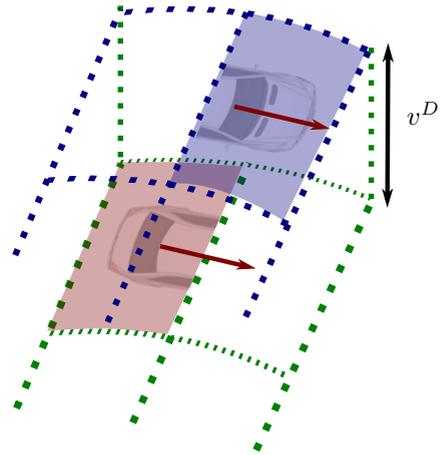
(a) Punktziel



(b) Geometrische Ausdehnung



(c) Kinematische Ausdehnung



(d) Doppelte Ausdehnung

Abbildung 3.5: Übersicht über die verschiedenen Ausdehnungsarten

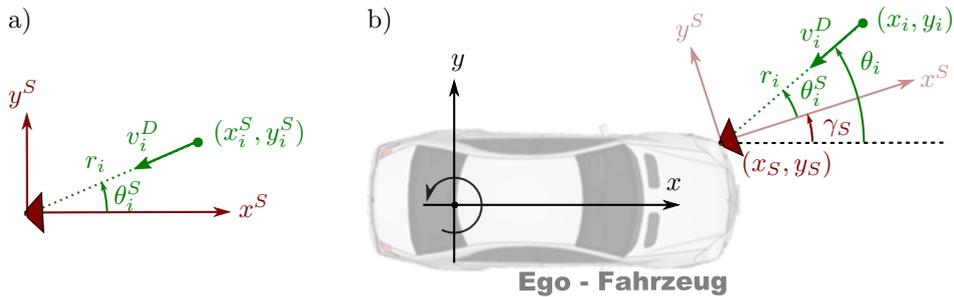


Abbildung 3.6: Übersicht über die Messwerte im Sensor- (a) und Fahrzeugkoordinatensystem (b) mit den direkten Messgrößen Azimutwinkel θ_i , radialer Abstand r_i und Dopplergeschwindigkeit v_i^D eines Reflexionspunkts

3.4 Übersicht Messwerte und Transformationen

Alle Messwerte mit Variablenbezeichnung und Bezugspunkt sind für die zwei verwendeten Koordinatensysteme in Tabelle 3.1 zusammengefasst. Um das Koordinatensystem des Sensors auf das Fahrzeugkoordinatensystem auszurichten, muss die Einbauorientierung γ_S kompensiert werden, wie in Abb. 3.6 dargestellt. Die Einbauorientierung gibt die Drehung des Sensorkoordinatensystems bezüglich des Fahrzeugkoordinatensystems an. Die gemessenen Winkel jedes Reflexionspunkts i im Sensorkoordinatensystem θ_i^S werden um den Einbauwinkel korrigiert:

$$\theta_i = \theta_i^S + \gamma_S \quad (3.7)$$

Der Winkel θ_i bezieht sich weiterhin auf den Winkel zwischen Reflexionspunkt und Sensor und nicht auf dem Winkel des Reflexionspunkts in Bezug auf den Ursprung des Fahrzeugkoordinatensystems. Der Bezugspunkt ist deshalb weiterhin die Sensorposition. Der Grund ist, dass sich die gemessene Dopplergeschwindigkeit v^D auf diesen Winkel bezieht. Die Dopplergeschwindigkeit ist eine skalare Messgröße, die nur von dem Winkel zwischen dem Geschwindigkeitsvektor des Reflexionspunkts und der Strecke Reflexionspunkt zum Sensor abhängt. Die Dopplergeschwindigkeit ist daher unabhängig von der Ausrichtung des Koordinatensystems und unterliegt keiner Transformation. Der Bezugspunkt ist der Reflexionspunkt.

Bei einer Transformation der Position des Reflexionspunkts in das globale Koordinatensystem muss die x und y -Position um den Einbauwinkel gedreht und die

	Sensorkoordinatensystem		Fahrzeugkoordinatensystem	
	Variable	Bezugspunkt	Variable	Bezugspunkt
x -Position	x_i^S	(0,0)	x_i	(0,0)
y -Position	y_i^S	(0,0)	y_i	(0,0)
Azimutwinkel	θ_i^S	(0,0)	θ_i	(x_S, y_S)
Dopplergeschw.	v_i^D	P_i	v_i^D	P_i

Tabelle 3.1: Übersicht über die Messwerte

Einbauposition x_S und y_S kompensiert werden:

$$\begin{bmatrix} x_i \\ y_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\gamma_S) & -\sin(\gamma_S) \\ \sin(\gamma_S) & \cos(\gamma_S) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_i^S \\ y_i^S \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} x_S \\ y_S \end{bmatrix} \quad (3.8)$$

Es wird angenommen, dass die Fehlerverteilung der direkt gemessenen Größen (Winkel, Entfernung, Dopplergeschwindigkeit) einer Normalverteilung entspricht. Diese Annahme ist weit verbreitet sowohl für die Integration der Messgrößen in ein Tracking [DRHZ05] als auch bei der Modellierung von Clutter [Shn99], [Sko70]. Für den gemessenen Doppler ergibt sich eine Normalverteilung um den wahren Doppler-Wert v^{D*} : $v^D \sim \mathcal{N}(v^{D*}, \sigma_{v^D}^2)$ und für den gemessenen Azimutwinkel θ um den wahren Azimutwinkel θ^* : $\theta \sim \mathcal{N}(\theta^*, \sigma_\theta^2)$. Die Varianzen lassen sich anhand der Auflösung (Gl. 3.1, 3.4 und 3.6) und Interpolationsmethode (z.B. lineare Prädiktion) schätzen und werden durch den Hersteller angegeben. Die Kovarianzmatrix der Messgrößen kann analog zu Gleichung (2.3) vom Sensor- in das Fahrzeugkoordinatensystem transformiert werden.

3.5 Zusammenfassung

Die in dieser Arbeit verwendeten Sensoren setzen DBF zur Winkelbestimmung und eine FMCW-Frequenzmodulation zur Entfernungs- und Doppler-Bestimmung ein. Potentielle Ziele werden mittels OS-CFAR aus dem 3D Messraum extrahiert und haben als Messgröße den Abstand r , den Azimutwinkel θ^S und die Dopplergeschwindigkeit v^D . Alle Messgrößen können näherungsweise als unabhängig und der Messfehler als additives gaußsches Rauschen mit Varianz σ^2 modelliert werden. Die genauen Sensorspezifikationen sind bei den Evaluierungen angegeben (Tabellen: 5.3 und 6.3). Die verwendeten Radare sind hochauflösend, so dass auf einem ausgedehnten Objekt in der Regel mehrere Reflexionspunkte erfasst werden.

Kapitel 4

Geschwindigkeitsprofil

In diesem Kapitel wird das Merkmal Geschwindigkeitsprofil hergeleitet. Eine Übersicht der zugehörigen Signalverarbeitung ist in Abb. 4.1 dargestellt. Das Geschwindigkeitsprofil basiert direkt auf den Reflexionspunkten, die in dem Detektionsschritt (vorangegangenes Kapitel) bestimmt wurden. Das Geschwindigkeitsprofil wird in den folgenden Kapiteln verwendet, um den Bewegungszustand eines beobachteten Objekts zu bestimmen (Kapitel 5) oder die Eigenbewegung (Kapitel 6) zu schätzen. Anhand der Reflexionspunkte wird in beiden Fällen eine Systemgleichung (lineares Gleichungssystem) aufgestellt, die mithilfe eines robusten Schätzverfahrens ('Random Sample Consensus' (RANSAC)) Ausreißer identifiziert. Für die Bestimmung des Geschwindigkeitsprofils werden verschiedene Schätzer vorgestellt und ihre Eigenschaften analysiert. Abschließend wird noch die Kovarianzmatrix der geschätzten Parameter bestimmt.

Zur Veranschaulichung wird die Bestimmung einer geradlinigen Bewegung eines ausgedehnten Objekts gezeigt. Der innerstädtische Bereich gewinnt als zukünftiges Einsatzgebiet von FAS immer mehr an Bedeutung. Die in diesem Kapitel betrachtete Situation entspricht zum Beispiel einem querenden Fahrzeug an einer Kreuzung. Aktuell werden radarbasierte FAS bevorzugt in Autobahnscenarien eingesetzt, bei denen die longitudinale Bewegung dominiert. Laterale Bewegungen nehmen in diesen Fällen eine untergeordnete Rolle ein. Die Detektion und Bestimmung der lateralen Geschwindigkeit stellt immer noch eine große Herausforderung dar [AFP04]. Ohne die Annahme einer reinen longitudinalen Bewegung benötigen aktuelle radarbasierte Tracking-Algorithmen immer noch mehr als 10 Messzyklen, um den Bewegungszustand sicher erfassen zu können [BY07a]. Das hier aufgezeigte Verfahren bestimmt neben der absoluten Geschwindigkeit eines ausgedehnten Objekts auch dessen Bewegungsrichtung (sowohl lateral als auch longitudinal).

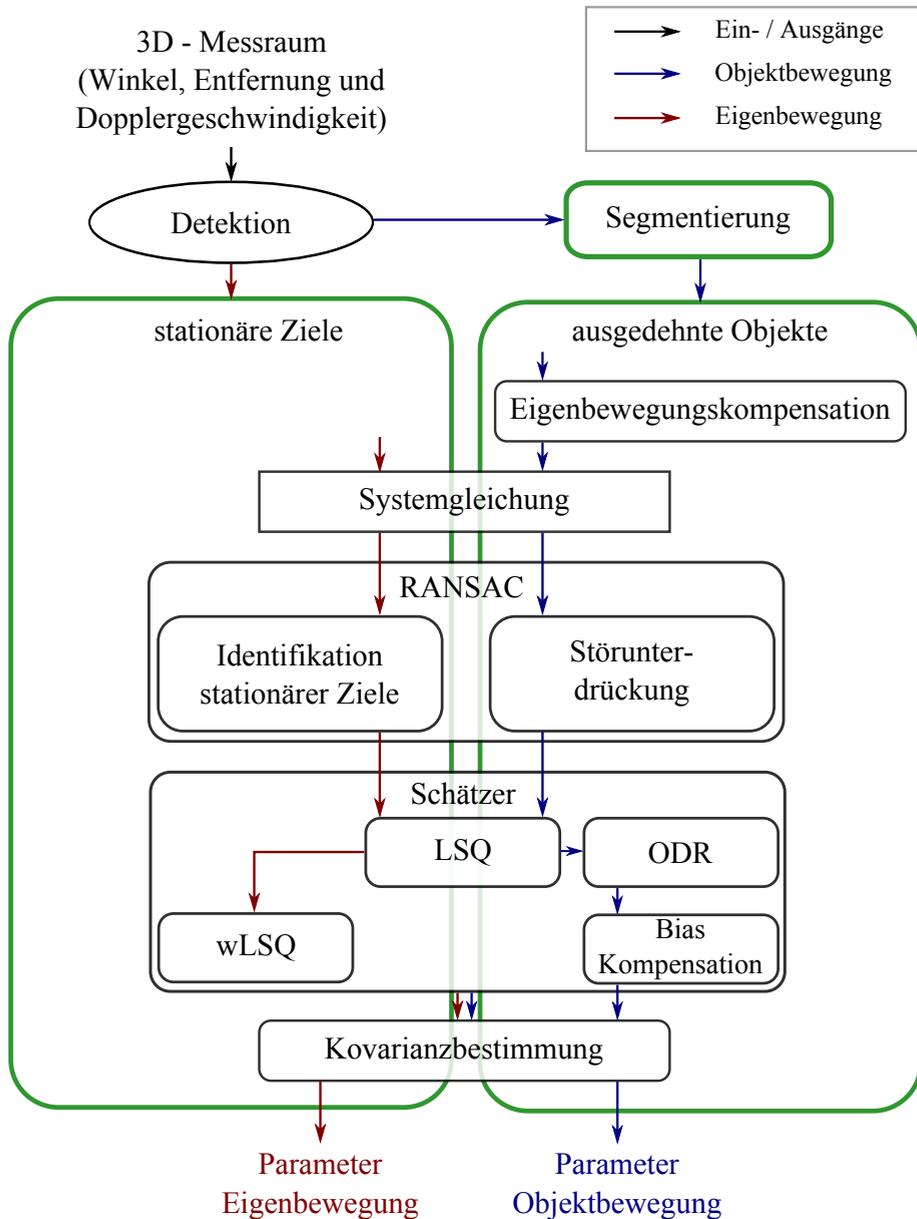


Abbildung 4.1: Übersicht Signalverarbeitung Geschwindigkeitsprofil (grün umrandet sind die in diesem Abschnitt beschriebenen Verarbeitungsschritte aus Abb. 1.1)

4.1 Stand der Technik - Erfassen geradliniger Bewegungen

In diesem Abschnitt werden nur Verfahren betrachtet, die den geradlinigen Bewegungszustand eines ausgedehnten Objekts in einem einzelnen Messzyklus erfassen. Die im Fahrerassistenzbereich weit verbreiteten Sensoren Kamera und Laserscanner können aufgrund ihres physikalischen Messprinzips keine direkte Geschwindigkeitsmessung durchführen. Aus diesem Grund erfüllen im Automotive-Bereich nur Doppler Radare diese Anforderung. [WHW09]

Der Geschwindigkeitsvektor kann mittels geometrischer oder kinematischer Ausdehnung bestimmt werden. Durch die geometrische Ausdehnung (Abschnitt 4.1.1) kann die Orientierung ϕ des Fahrzeugs bestimmt werden, die bei einer geradlinigen Bewegung der Fahrtrichtung (Orientierung des Geschwindigkeitsvektors) entspricht. In einem zweiten Schritt kann die Geschwindigkeit v direkt aus dem Doppler einer einzelnen Radarmessung bestimmt werden, wie in Abb. 4.2 dargestellt ¹. Daraus ergibt sich bei geschätzter Orientierung $\hat{\phi}$ für die Geschwindigkeit \hat{v} des Fahrzeugs:

$$\hat{v} = \frac{\cos(\hat{\phi} - \theta_i)}{v_i^D} \quad (4.1)$$

Bei der Analyse der kinematischen Ausdehnung des Objekts (Abschnitt 4.1.2) wird die Dopplergeschwindigkeiten mehrerer Reflexionspunkte unter unterschiedlichen Azimutwinkeln betrachtet.

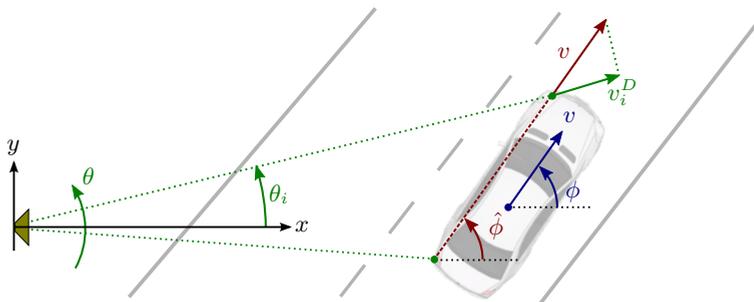


Abbildung 4.2: Bewegungsrichtung ϕ und Geschwindigkeit v eines Fahrzeugs mit geradliniger Bewegung und mit einem erfassten Reflexionspunkt i unter dem Winkel θ_i mit Doppler v_i^D

¹Die Farbgebung in den Abbildungen in dieser Arbeit ist wie folgt: die Objektbewegung ist in Blau, Geschwindigkeitsvektoren eines einzelnen Reflexionspunkts / Punkts sind in Rot und Messwerte des Radars in Grün dargestellt

4.1.1 Geometrische Ausdehnung

Laserscanner erfassen durch ihre hohe Entfernungsgenauigkeit und Winkelauflösung ein detailliertes Bild der Fahrzeugkontur. Im Gegensatz dazu empfangen Radarsensoren eine Vielzahl an Rückstreuungen, die nicht auf die Kontur des Fahrzeugs beschränkt sind (z. B. vom Unterboden). Das Auftreten von Rückstreuungen und ihre Position auf dem Fahrzeug hängt von einer Vielzahl von Faktoren ab, wie der Fahrzeugform, Fahrzeugorientierung, Aspektwinkel, Sensorauflösung etc.

Detaillierte Radarrückstreumodelle mit einer festen Anzahl an Punkt- und Flächenreflektoren ([BY06],[SBW08]) wurden entwickelt und zu Modellen, die Clutter und eine eingeschränkte Auflösung berücksichtigen [BY07b], erweitert. Das Radar empfängt von einem Reflektor nur eine Reflexion, wenn sich der Sensor in dem Sichtbereich des Reflektors befindet. Dieser Sichtbereich ist reflektorspezifisch und richtet sich vorwiegend nach der Art des Reflektors. Diese Modelle wurden ursprünglich nur für Simulationszwecke entwickelt und müssen an das Radar und Ziel-Fahrzeug angepasst werden. In [VIG05] und [GSDB07] wird der Ansatz in die Datenassoziation eines Tracking Algorithmus integriert. Keiner dieser Ansätze ist in der Lage direkt aus den Reflexionspunkten die Fahrzeugorientierung zu schätzen. In [RKK⁺15] wird ein robustes Schätzverfahren aus dem Laserscannerbereich zur Bestimmung der Fahrzeugorientierung vorgestellt, das kein detailliertes Radarmodell benötigt. Die Genauigkeit (Größenordnung 7°) reicht aber noch nicht für eine präzise Bestimmung der Bewegungsrichtung aus.

4.1.2 Kinematische Ausdehnung

Die kinematische Ausdehnung wurde in Definition 17 eingeführt. Die laterale Geschwindigkeit kann anhand der Doppler Verschiebung eines FMCW Radars und dem zugehörigen Aspektwinkel in einer einzelnen Messung bestimmt werden [HWFS09]. Der Nachteil ist, dass die Bewegungsrichtung des Ziel-Fahrzeugs bekannt sein muss. Ein häufiger Anwendungsfall ist die stationäre Geschwindigkeitsbestimmung auf einer geraden Straße mit der Annahme, dass die Bewegungsrichtung entlang der Straße erfolgt.

Ein Ansatz zur Bestimmung der Bewegungsrichtung und der Geschwindigkeit eines Ziel-Fahrzeugs wurde erstmals in [FR06a] vorgestellt. Dabei wird die radiale Geschwindigkeit über dem Azimutwinkel eines 24 GHz Doppler Radars analysiert. Zusammen mit den darauf folgenden Veröffentlichungen ([Föl06],[FR06b],[RFR07]) wurde die Methode an drei Beispielmessungen von zwei Fahrzeugen und einem Kleintransporter mit 4-7 Reflexionspunkten und in einem Abstand von 20 m aufge-

zeigt. Aufgrund des fehlenden Referenzsystems ist keine Aussage zur allgemeinen Genauigkeit der Methode getroffen worden. Eine einfache Lineare Regression (engl. 'Least Squares') (LSQ) wurde verwendet. Diese unterliegt einem Bias-Fehler, wie in Abschnitt 4.4 gezeigt wird. Es wurde keine Aussage zu Restriktionen in der Bewegung des Ziel-Fahrzeugs getroffen. Allerdings setzt dieser Ansatz eine geradlinige Bewegung voraus (Abschnitt 2.2.2). Eine nicht-geradlinige Bewegung, zum Beispiel bei einem Abbiegevorgang, kann bei diesem Ansatz nicht aufgelöst werden und wird fälschlicherweise als geradlinige Bewegung interpretiert. Eine starke Drehbewegung des Ziel-Fahrzeugs kann dazu führen, dass der Algorithmus eine geradlinige Bewegung in entgegengesetzte Richtung schätzt. Das Verfahren hat keine Möglichkeit eine nichtlineare Bewegung zu ermitteln (Abschnitt 5.2.3). Der in Kapitel 5 vorgestellte Ansatz kann dagegen eine beliebige Bewegung bestimmen.

4.2 Geschwindigkeitsprofilgleichung

Die Arbeit verfolgt einen Ansatz über die kinematische Ausdehnung, die im vorangegangenen Abschnitt vorgestellt wurde. Dazu wird zuerst das Geschwindigkeitsprofil eingeführt:

Definition 20 (Geschwindigkeitsprofil)

Das Geschwindigkeitsprofil beschreibt die kinematische Ausdehnung eines einzelnen starren Körpers mit mehreren Reflexionspunkten oder einer Gruppe von Objekten mit gleichem Bewegungszustand (z. B. alle stationären Objekte) mit in Summe mindestens zwei Reflexionspunkten. Dabei wird die Dopplergeschwindigkeit über dem Azimutwinkel betrachtet. Der Verlauf entspricht in allen Fällen einem Kosinus mit zwei Freiheitsgraden (Amplitude und Phasenverschiebung).

In allen vorgestellten Anwendungen (Kap. 4 - 6) wird das Geschwindigkeitsprofil hergeleitet, indem zuerst die Relativkinematik und Messgleichung für jeden Sensor unabhängig aufgestellt wird. Durch Einsetzen der Relativkinematik in die Messgleichung entsteht die Systemgleichung, die im Falle mehrerer Sensoren durch jeden Sensor erweitert wird. In diesem Abschnitt werden alle Gleichungen definiert, das allgemeine Vorgehen anhand des Einführungsbeispiels (geradlinige Bewegung) beschrieben und auf die verwendeten Verfahren im Detail eingegangen.

Da in diesem Kapitel nur von einem Sensor ausgegangen wird, beziehen sich alle Winkel- und Positionsangaben auf das Sensorkoordinatensystem. Das hat zur Folge, dass die Einbauorientierung in diesem Fall nicht korrigiert werden muss.

4.2.1 Relativkinematik

In diesem Kapitel wird die Referenzpunkt-Darstellung aus Tabelle 2.1 verwendet. Die drei Freiheitsgrade sind in diesem Fall der Geschwindigkeitsvektor \mathbf{v} eines beliebigen Referenzpunkts und die Gierrate.

Definition 21 (Relativkinematik)

Die Relativkinematik verknüpft die Bewegung eines ausgedehnten Objekts (3 DOF) in der Ebene mit der Bewegung eines einzelnen Punkts auf diesem Objekt (Geschwindigkeitsvektor - 2 DOF)

Im Falle der geradlinigen Bewegung des Einführungsbeispiels wird die Relativkinematik durch den Referenzpunkt beschrieben, wie in Abb. 4.3 dargestellt. Aufgrund der geradlinigen Bedingung ohne Drehung ($\omega = 0$) weist jeder Punkt $i = 1 \dots N$ auf dem Fahrzeug den identischen Geschwindigkeitsvektor $\mathbf{v}_i = (v_i^x, v_i^y)^T$ auf. Dieser ist identisch zur Referenzpunktbewegung und führt zu der folgenden Relativkinematik:

$$\mathbf{v}_i = \mathbf{v} \quad (4.2)$$

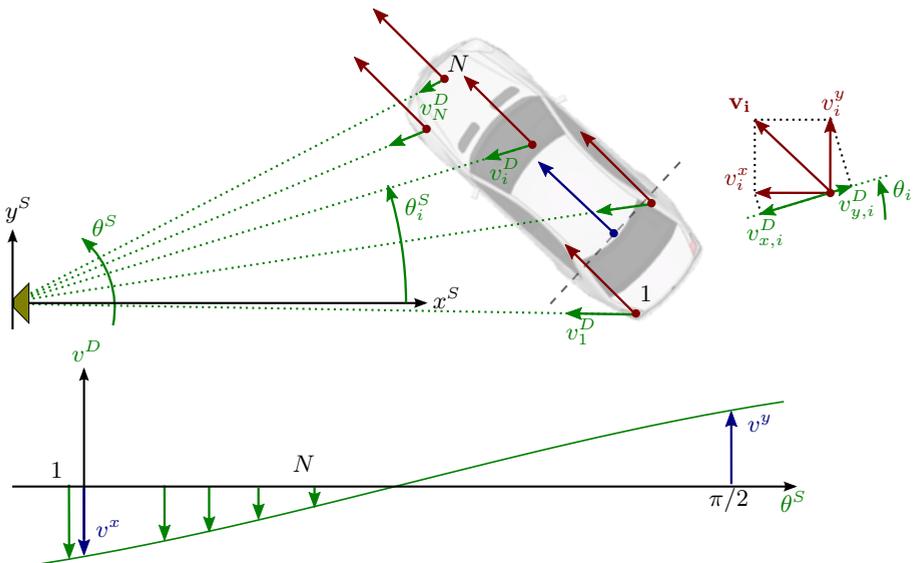


Abbildung 4.3: Geschwindigkeitsprofil (unten) eines Fahrzeugs (geradlinige Bewegung) mit $i = 1 \dots N$ Reflexionspunkten

4.2.2 Messgleichung

Definition 22 (Messgleichung)

Die Messgleichung stellt den Zusammenhang zwischen dem Geschwindigkeitsvektor eines Reflexionspunkts, der gemessenen (radialen) Dopplergeschwindigkeit und dem Azimutwinkel her.²

Die Messgleichung bestimmt die Dopplergeschwindigkeit $v_{j,i}^D$ eines Reflexionspunkts i von einem Sensor j , indem der Geschwindigkeitsvektor auf den zugehörigen Azimutwinkel $\theta_{j,i}$ projiziert wird. Dies kann durch die Berechnung der Summe der Projektionen beider Komponenten des Geschwindigkeitsvektors ($v_{j,i}^{D,x}$, $v_{j,i}^{D,y}$) erreicht werden, wie in Abb. 4.3 (rechts oben) gezeigt:

$$v_i^D = v_{j,i}^{D,x} + v_{j,i}^{D,y} = v_{j,i}^x \cos(\theta_{j,i}) + v_{j,i}^y \sin(\theta_{j,i}) \quad (4.3)$$

und respektive in Vektorschreibweise:

$$v_{j,i}^D = [\cos(\theta_{j,i}) \quad \sin(\theta_{j,i})] \begin{bmatrix} v_{j,i}^x \\ v_{j,i}^y \end{bmatrix} \quad (4.4)$$

4.2.3 Systemgleichung

Definition 23 (Systemgleichung)

Die Systemgleichung kombiniert die Relativkinematik und Messgleichung aller Reflexionspunkte von einem oder mehreren Sensoren. Sie stellt dabei eine direkte Beziehung zwischen den gemessenen Werten und dem gesuchten (anwendungsspezifischen) Bewegungszustand her. Dieser wird durch das Lösen der Systemgleichung bestimmt.

Der Geschwindigkeitsvektor der Reflexionspunkte in der Messgleichung (4.4) wird durch die Berechnung mittels der Relativkinematik (Gl. 4.2) ersetzt. Für das Einführungsbeispiel (Abb. 4.3) ergibt dies für einen Sensor:

$$v_i^D = [\cos(\theta_i) \quad \sin(\theta_i)] \begin{bmatrix} v^x \\ v^y \end{bmatrix} \quad (4.5)$$

²Die Messgleichung beschreibt nur das physikalische Prinzip des Dopplereffekts und ist für alle in dieser Arbeit vorgestellten Anwendungen identisch

Der letzte Schritt ist das Aufstellen eines linearen Gleichungssystems für alle erfassten Reflexionspunkte:

$$\begin{bmatrix} v_1^D \\ \vdots \\ v_N^D \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\theta_1) & \sin(\theta_1) \\ \vdots & \vdots \\ \cos(\theta_N) & \sin(\theta_N) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v^x \\ v^y \end{bmatrix} \quad (4.6)$$

Der Geschwindigkeitsvektor des Fahrzeugs ist damit direkt mit den Messwerten verknüpft. Durch Lösen des Gleichungssystems wird der Bewegungszustand des Fahrzeugs bestimmt. Es ergibt sich eine eindeutige Lösung, falls die Anzahl der Reflexionspunkte mit unterschiedlichem Azimutwinkel den Freiheitsgraden der Bewegung entsprechen. Werden weniger Reflexionspunkte erfasst, ist das System unterbestimmt und es gibt keine eindeutige Lösung. Werden hingegen mehr Reflexionspunkte erfasst, ist das System überbestimmt und verschiedene Schätzer können verwendet werden, wie in Abschnitt 4.4 beschrieben.

Ein Beispiel für ein Fahrzeug in einem Abstand von ca. 15 m wird in Abb. 4.4 gezeigt. Das extrahierte Geschwindigkeitsprofil ist im θ - v^D Raum dargestellt. In diesem Beispiel ist der geschätzte Geschwindigkeitsvektor des Fahrzeugs: $v^x = -3.3$ m/s und $v^y = 2.8$ m/s. Im kartesischen Raum wird ersichtlich, dass die Bewegungsrichtung annähernd identisch mit der Fahrzeugorientierung ist.

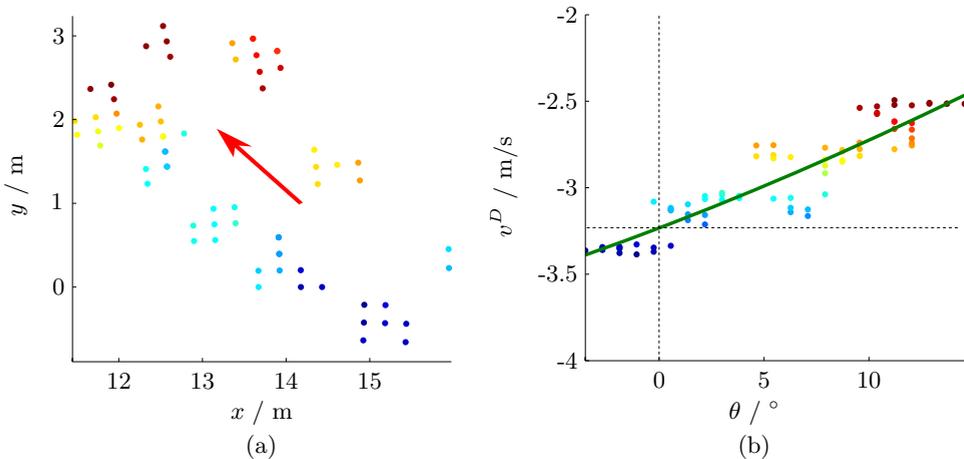


Abbildung 4.4: Beispiel für ein Fahrzeug in 15 m Entfernung, räumliche (a) und kinematische Ausdehnung (b) mit Geschwindigkeitsprofil (grün) und farblich codierter Dopplergeschwindigkeit (siehe (b))

4.3 Extraktion des Geschwindigkeitsprofils

In diesem Abschnitt wird auf die Vorverarbeitung eingegangen, um die Parameter des Geschwindigkeitsprofils und daraus den Bewegungszustand bestimmen zu können. Die Schritte sind in Abbildung 4.1 dargestellt. Für Objekte müssen zuerst alle Reflexionspunkte eines ausgedehnten Objekts gruppiert (Segmentierung) und die Eigenbewegung kompensiert werden (Eigenbewegungskompensation). Der RANSAC identifiziert schließlich Reflexionspunkte, die nicht der Starrkörperbewegung entsprechen (ausgedehnte Objekte). Bei der Eigenbewegungsbestimmung wird dieser Schritt benötigt, um alle stationären Ziele zu identifizieren.

4.3.1 Segmentierung

Der erste Schritt zur Extraktion des Geschwindigkeitsprofils ist die Segmentierung, die auch mit Clustering bezeichnet wird. Reflexionspunkte, die zu dem gleichen Objekt gehören, werden aufgrund ihrer räumlichen Nähe und ihrem geringen Unterschied in der gemessenen Dopplergeschwindigkeit identifiziert und zu Clustern zusammengefügt. Der in diesem Abschnitt vorgestellte Ansatz basiert auf 'Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise' (DBSCAN). Er wird zusammen mit dem Stand der Technik im Detail in [KKD12] beschrieben.

In dieser Arbeit wird eine dichtebasierte Methode verwendet. Dichtebasiert bedeutet, dass eine Mindestanzahl an Reflexionen in einem definierten Gebiet vorhanden sind. So entsteht ein Cluster (Objekt), wenn die Dichte in einer definierten Umgebung (z. B. einem Kreis) um einen beliebig ausgewählten Reflexionspunkt (nachfolgend in diesem Abschnitt mit Punkt bezeichnet) über einem Grenzwert liegt (Dichte-Kriterium). Dieser Cluster wächst weiter, wenn es in dieser Umgebung einen weiteren Punkt gibt für den das Dichte-Kriterium erfüllt ist. Der Cluster wächst somit so lange, bis kein neu hinzugekommener Punkt das Kriterium mehr erfüllt. Dieser Ansatz wird mit DBSCAN bezeichnet und wurde zum ersten Mal in [EK SX96] vorgestellt. Als Dichte-Kriterium wird darin ein Kreis mit konstanter Dichte und Radius verwendet. Dieses Distanzkriterium wird aufgrund der stark variierenden Abtastdichte im kartesischen Raum eines DBF-Radars modifiziert. Durch die verwendete Signalverarbeitung (siehe Abschnitt 3.2.1) ergibt sich eine konstante Auflösung sowohl im Azimutwinkel als auch in der Entfernung. Bei einer angenommenen Azimutauflösung von 1° und einer Entfernungsauflösung von 1 m, hat ein querendes Fahrzeug (Länge: 5 m, Breite: 2 m) in einer Entfernung von 3 m bis zu 150 potentielle Reflexionspunkte, wohingegen bei einer Entfernung von 80 m nur noch maximal 8 Reflexionspunkte aufgelöst werden. Dies ist in Abb. 4.5 dargestellt. Um Fahrzeuge in großer Entfernung erfassen zu können, muss der Radius groß und das Dichte-Kriterium niedrig gewählt werden.

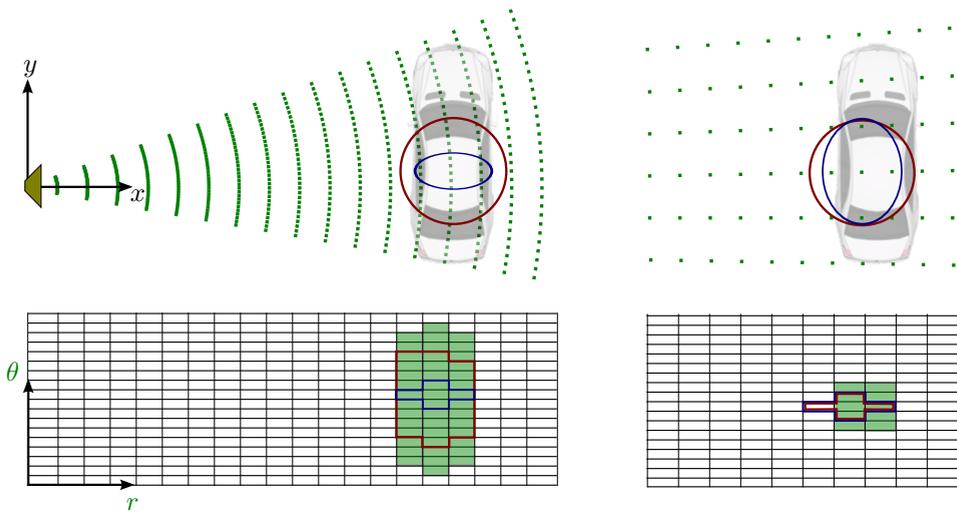


Abbildung 4.5: Vergleich von DBSCAN (rot) und Gitter-basiertem DBSCAN (blau) für das gleiche Fahrzeug in ca. 3 m (links) und 80 m (rechts) Entfernung; Darstellung in kartesischem (oben) und polarem Messraum (unten)

Dies hat allerdings Nachteile zur Folge:

- Durch die hohe Abtastdichte in unmittelbarer Umgebung zum Sensor erfüllt selbst breit gestreuter Clutter das Dichte-Kriterium und ein Cluster wird aus Cluttermessungen gebildet.
- Die Trennfähigkeit, um zwei Objekte mit geringem Abstand über den Azimutwinkel zu trennen, wird durch den konstanten Radius im kartesischen Raum stark eingeschränkt. Obwohl sich zwei Objekte in Sensornähe durch die hohe Auflösung im Winkel trennen lassen, werden sie aufgrund des konstant großen Radius im kartesischen Raum zusammengefasst.
- Entfernung und Winkel werden von DBSCAN nicht gleichberechtigt behandelt. Für nahe Objekte ist die Anzahl der möglichen Reflexionspunkte in Azimutrichtung signifikant höher als in Entfernungsrichtung. Deshalb bevorzugt der Algorithmus schmale und lange Objekte in Azimutrichtung und benachteiligt Objekte in Strahlrichtung.

Um diese Nachteile zu kompensieren, wird ein angepasster DBSCAN in einem Gitter, das dem polaren Messraum (θ , r) mit Azimut- und Entfernungszellen entspricht, ausgeführt. Die Entfernungszellen haben aufgrund der konstanten radialen Entfer-

nungsauflösung eine konstante Länge. Anhand der Sensorspezifikation wird deshalb für die Anzahl an Entfernungszellen des Suchraums ein konstanter Wert festgelegt. Die identische Entfernung in Azimutrichtung wird durch einen (entfernungsabhängigen) Faktor beschrieben und in einer Lookup-Tabelle gespeichert. Dadurch ergibt sich ein annähernd konstanter Suchradius im kartesischen Raum. Um die mit geringerem Abstand zum Sensor verbesserte Trennfähigkeit zu berücksichtigen, wird ein skalarer Faktor ermittelt, der die Anzahl der Azimutzellen je nach Entfernung anpasst. Dieser wird anhand der vorgegebenen Trennfähigkeit und der minimalen Objektgröße berechnet. Dies ist in Abb. 4.5 dargestellt. Das entsprechende Suchgebiet im kartesischen Raum ist für weit entfernte Objekte ein Kreis und wird mit zunehmendem geringerem Abstand zum Sensor eine Ellipse, die sich in Azimutrichtung immer weiter zusammenzieht. Das Resultat ist eine verbesserte Trennfähigkeit von Objekten in Azimutrichtung und eine Kompensation aller erwähnten Nachteile.

Um das Dichte-Kriterium zu vervollständigen, muss zusätzlich zum Suchraum eine entsprechende Dichte definiert werden. Aufgrund der stark variierenden Anzahl an Zellen innerhalb des Suchraums wird eine prozentuale Dichte verwendet (z. B. 70% der Zellen müssen belegt sein).

Die Dopplergeschwindigkeit kann aufgrund der gitterbasierten Suche als dritte Dimension in die Suche integriert werden. Allerdings muss dabei berücksichtigt werden, dass die Reflexionspunkte eines bewegten, ausgedehnten Objekts eine große Variation in der gemessenen Dopplergeschwindigkeit aufweisen können. Für das Beispiel in Abb. 4.4 ergibt sich ein Unterschied in der Dopplergeschwindigkeit von über 1 m/s und es wird ein Winkelbereich von etwa 15° erfasst. Dieser Unterschied in der Dopplergeschwindigkeit nimmt linear mit der Geschwindigkeit des Ziel-Fahrzeugs zu (Gleichung (4.5)). Bei nicht-geradlinigen Bewegungen nimmt der Unterschied zudem mit größerem Abstand zum Sensor zu, wie in Abschnitt 5.7 gezeigt wird. Zum Beispiel ergibt sich für ein querendes Fahrzeug in 20 m Entfernung mit einer Geschwindigkeit von 20 m/s und einer Gierrate von $40^\circ/\text{s}$ ein Unterschied in der Dopplergeschwindigkeit von über 7 m/s. Die Integration der Dopplergeschwindigkeit in den Suchbereich ist dennoch sinnvoll, um zwei räumlich sehr nahe Objekte zu trennen z. B. Verkehrsteilnehmer auf benachbarten Fahrspuren oder stationäre Objekte neben einem bewegten Verkehrsteilnehmer.³

³Alle Anwendungen zur Bestimmung der Objektbewegung werden in dieser Arbeit immer auf einem einzelnen segmentierten Objekt angewendet, so dass im Folgenden immer nur von einem Objekt ausgegangen wird

4.3.2 Eigenbewegungskompensation

Der zweite Schritt der Vorverarbeitung ist die Kompensation der Eigenbewegung. Diese wird benötigt, um eine Objektbewegung bei einem bewegten Ego-Fahrzeug zu bestimmen. Diese Bewegung verursacht eine additive Komponente bei der Bestimmung der Dopplergeschwindigkeit. Sie hängt von der Sensorbewegung und dem Azimutwinkel des Reflexionspunkts ab. Die Dopplergeschwindigkeit muss um diesen Anteil korrigiert werden.

Zuerst wird die Geschwindigkeit der Sensoren (v_S^x, v_S^y) mit Hilfe der Fahrzeugodometrie oder radarbasierten Eigenbewegungsschätzung (Kapitel 6) unter Hinzunahme der Einbauposition und Orientierung bestimmt. Danach wird der Doppler-Anteil $v_{S,i}^D$, der durch die Eigenbewegung verursacht wird, für jeden Reflexionspunkt mit Gleichung (4.3) berechnet

$$v_{S,i}^D = v_S^x \cos(\theta_i) + v_S^y \sin(\theta_i) \quad (4.7)$$

und vom gemessenen Dopplerwert subtrahiert.⁴

4.3.3 Unterdrückung von Micro Doppler, Clutter und Segmentierungsfehlern mittels RANSAC

Der letzte Schritt der Vorverarbeitung ist die Unterdrückung von Micro Doppler Reflexionen, Segmentierungsfehlern und Clutter aus den Messdaten. Dazu wird das robuste Schätzverfahren RANSAC verwendet. Für die Bewegungsbestimmung eines Objekts ist dieser Schritt identisch zur Identifikation aller Reflexionspunkte, die von seinem Starrkörper reflektiert werden. Wird hingegen die Eigenbewegung geschätzt, wird dieser Schritt dazu verwendet, um alle stationären Reflexionspunkte zu identifizieren, wie in Kapitel 6 genauer beschrieben.

Micro Doppler

Der Micro Doppler-Effekt wurde zuerst im Bereich der kohärenten Lasersysteme eingeführt [HRZ98] und ist in dieser Arbeit nach [CLHW06] folgendermaßen definiert:

Definition 24 (Micro Doppler)

Micro Doppler sind kleine Bewegungsmerkmale eines nicht starren Körpers. Micro Doppler Reflexionen werden von einem vibrierenden Teil des Objekts oder von jeder

⁴Alle Anwendungen zur Bestimmung der Objektbewegung gehen bereits von einer kompensierten Eigenbewegung bzw. einem stationären Ego-Fahrzeug aus, so dass in diesem und den nächsten Kapiteln die Eigenbewegung keine Rolle spielt.

Struktur, die nicht starr mit dem Objekt verbunden ist und einen abweichenden Bewegungszustand besitzt, reflektiert. Aus diesem Grund weist ihre Dopplergeschwindigkeit unter dem entsprechenden Azimutwinkel eine Abweichung vom Geschwindigkeitsprofil auf.

Im Automobilbereich sind vor allem Micro Doppler von Rädern [KBK⁺15],[GVN08] und Fußgängern [Che00] umfassend untersucht. Sie werden zur Objektklassifizierung und Extraktion von Merkmalen verwendet. In dieser Arbeit würden Micro Doppler der Räder die Bestimmung des Geschwindigkeitsprofils stark beeinflussen, so dass sie aus diesem Grund entfernt werden müssen.

Abbildung 4.4 zeigt nur die Reflexionspunkte der Starrkörperbewegung. In Abb. 4.6 hingegen werden alle empfangenen Reflexionspunkte inklusive der Micro Doppler dargestellt. Die drei sichtbaren Räder sind sowohl im kartesischen Raum (Abb. 4.6 (c)) als auch im θ - v^D -Raum markiert. Das vierte Rad (rechts-hinten) ist nicht sichtbar. Nur der Mittelpunkt des Rads hat die gleiche Geschwindigkeit wie der Starrkörper (b). Tritt kein Schlupf zwischen Reifen und Fahrbahn auf, ist die Geschwindigkeit an der Kontaktfläche zum Boden null und nimmt mit dem Abstand zum Boden linear zu, so dass am höchsten Punkt des Rads die doppelte Geschwindigkeit auftritt. Von dem Rad Nummer 3 ist nur der untere Teil sichtbar, den der Radarsensor durch den Freiraum zwischen Unterboden und Fahrbahn erfassen kann. Folglich weisen bei diesem Rad die Micro Doppler nur geringere Dopplergeschwindigkeiten auf als die des Starrkörpers unter diesem Azimutwinkel.

Clutter und Segmentierungsfehler

Der größte Anteil an Clutter wird in der Vorverarbeitung durch das OS-CFAR (Abschnitt 3.2.3) entfernt. Allerdings müssen aufgrund der großen Variation in der Clutterart (Punkt- und Flächenclutter) und dem zusätzlich überlagerten Messrauschen einzelne übrig gebliebene Clutter-Messungen entfernt werden [Roh06].

Segmentierungsfehler treten auf, wenn die Trennfähigkeit größer ist als der minimale Abstand zwischen zwei Objekten und zusätzlich der Unterschied in der Dopplergeschwindigkeit geringer als der gewählte Dopplerunterschied des DBSCANs ist. Typische Situationen sind querende Fahrzeuge, die sich orthogonal zum Radarstrahl bewegen und dadurch keine Dopplergeschwindigkeit aufweisen. Daher ist es nicht möglich dieses Fahrzeug von z. B. stationären Objekten in seinem Umfeld oder entgegengesetzt querenden Fahrzeugen zu trennen.

RANSAC-Algorithmus

Der RANSAC-Algorithmus zur Extraktion des Geschwindigkeitsprofils der Starrkörperbewegung wird unabhängig von vorangegangenen Messungen in jedem Zeitschritt

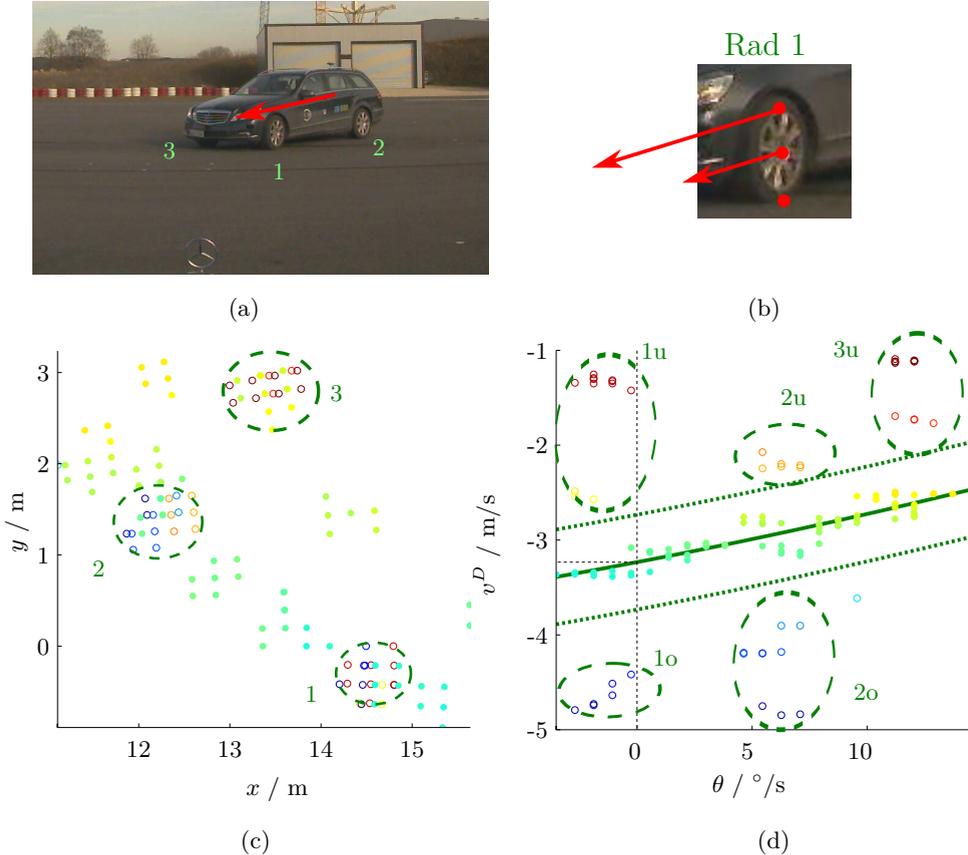


Abbildung 4.6: Beispielsequenz für ein querendes Fahrzeug in 15 m Entfernung (a), schematische Darstellung der Geschwindigkeitsvektoren auf einem schlupffreien Rad (b), Reflexionspunkte auf dem Fahrzeug mit farblicher Codierung der Dopplergeschwindigkeit im kartesischen Raum (c) und das extrahierte Geschwindigkeitsprofil mit ausgeschlossenen Micro Doppler (d), wobei u für Reflexionen auf dem unteren und o auf dem oberen Teil des Rads steht

angewendet. Es werden dabei nur Messwerte verwendet (Dopplergeschwindigkeit und Azimutwinkel). Auf diese Weise wird das Speichern vorangegangener Messungen und die zugehörige Datenassoziation vermieden. RANSAC wurde zuerst in [FB81] veröffentlicht und wird normalerweise angewendet, um Ausreißer aus einem Datensatz zu entfernen. RANSAC wird in dieser Arbeit verwendet, um die größtmögliche Menge an Reflexionspunkten zu identifizieren, die das Modell der Systemgleichung (kombinierte Relativkinematik und Messmodell) unterstützen. Der Algorithmus kommt dabei mit einer großen Anzahl an Ausreißern (engl. 'Outliers') zurecht. Die exakte Position der Reflexionspunkte und der Radarquerschnitt (engl. 'Radar Cross Section') (RCS) werden nicht benötigt.

In jeder Iteration werden so viele Reflexionspunkte zufällig gezogen (Kandidat), dass die Systemgleichung eindeutig lösbar ist. Mit den Zeilen der Systemmatrix und den entsprechenden Dopplergeschwindigkeiten der gezogenen Reflexionspunkte lässt sich das Gleichungssystem lösen. Es ergibt sich eine eindeutige Lösung, wenn alle Reflexionspunkte in ihrem Azimutwinkel von einander abweichen. Für das Beispiel des querenden Fahrzeugs werden zwei Reflexionspunkte zufällig gezogen und mit Gleichung (4.6) wird (v^x, v^y) bestimmt. Der Fehler jeder Iteration berechnet sich aus der Summe der betragsmäßigen Abweichungen der Dopplergeschwindigkeiten aller nicht gezogenen Reflexionspunkte zu dem bestimmten Modell (Abb. 4.6 (d)). Dabei wird der maximale Fehler auf einen vorher festgelegten Korridor limitiert und alle Reflexionspunkte, die außerhalb dieses Korridors liegen, als Ausreißer markiert. Alle Reflexionspunkte innerhalb des Korridors werden als 'Inlier' bezeichnet. Nach einer ergebnisabhängigen Anzahl an Iterationen, wird der Kandidat ausgewählt mit dem geringsten aufsummierten Fehler (MSAC [TZ00]) und/oder der größten Anzahl an Inlier (RANSAC). Der RCS kann als Gewichtungsfaktor beim Aufsummieren eingesetzt werden, um das Ergebnis zu verbessern. Alle Ausreißer werden für die folgenden Verarbeitungsschritte aus dem Cluster entfernt (Objektbewegung) bzw. als bewegte Reflexionspunkte klassifiziert (Eigenbewegung).

4.4 Schätzer für das Geschwindigkeitsprofil

Anhand der Systemgleichung für eine geradlinige Bewegung (Gl. 4.5) wird das lineare Gleichungssystem in diesem Abschnitt analysiert, drei verschiedene Lösungsansätze (Schätzer) präsentiert und im darauf folgenden Abschnitt evaluiert. Die Struktur der Systemgleichung ist für alle Anwendungsfälle (Kap. 5 - 7) identisch und die gleichen Schätzer können verwendet werden. Einen Überblick über die betrachteten Schätzer gibt Abb. 4.7. Die bestimmten Eigenschaften in diesem Abschnitt treffen auf alle Anwendungen zu.

Die Genauigkeiten bei der Bestimmung des Geschwindigkeitsprofils weisen eine Abhängigkeit von verschiedenen Faktoren auf:

- Standardabweichung der Doppler- (σ_{v^D}) und Winkelmessung (σ_θ) (Abschnitt 3.4)
- Anzahl N und Verteilung der vom Sensor aufgelösten Reflexionspunkte (Aufspreizung d.h. erfasster Winkelbereich: $\Lambda(\theta)$, Standardabweichung: $\sigma(\theta)$)
- Parameter des Geschwindigkeitsprofils (v^x und v^y) bzw. Betrag $|v|$ und Phasenverschiebung α (Definition 20)

Durch die große Anzahl an Einflussfaktoren und Kombinationsmöglichkeiten ist ein analytischer Zusammenhang zwischen diesen Faktoren und dem Ergebnis der Schätzung schwer zu bestimmen. In einem nachgelagerten Schritt wird deshalb die Kovarianzmatrix direkt anhand der Fehler der Messwerte in Bezug auf das bestimmte Geschwindigkeitsprofil geschätzt. Die Kovarianzmatrix macht eine Aussage über die Genauigkeit der geschätzten Parameter (Varianz) und über den Zusammenhang der Fehler zwischen den Parametern (Kovarianz). Dies hat den Vorteil einer direkten Schätzung aus vorhandenen Messwerten, ohne eine detaillierte Modellierung der Einflussfaktoren durchführen zu müssen. Die Berechnung der Kovarianz wird im folgenden Abschnitt für jeden Schätzer getrennt angegeben.

4.4.1 Eigenschaften des Geschwindigkeitsprofils

Die mit einem Messrauschen behafteten Messwerte in der Systemgleichung (4.6) sind der Azimutwinkel θ_i und die Dopplergeschwindigkeit v_i^D . In der verallgemeinerten Form werden die Parameter v^x und v^y durch C und S bzw. allgemein durch den Parametervektor \mathbf{p} repräsentiert:

$$\underbrace{\begin{bmatrix} v_1^D \\ \vdots \\ v_N^D \end{bmatrix}}_{\mathbf{y}} = \underbrace{\begin{bmatrix} \cos(\theta_1) & \sin(\theta_1) \\ \vdots & \vdots \\ \cos(\theta_N) & \sin(\theta_N) \end{bmatrix}}_{\mathbf{X}} \underbrace{\begin{bmatrix} C \\ S \end{bmatrix}}_{\mathbf{p}} \quad (4.8)$$

oder für jeden Reflexionspunkt:

$$f(\mathbf{p}, \theta_i) : v_i^D = C \cos(\theta_i) + S \sin(\theta_i) \quad (4.9)$$

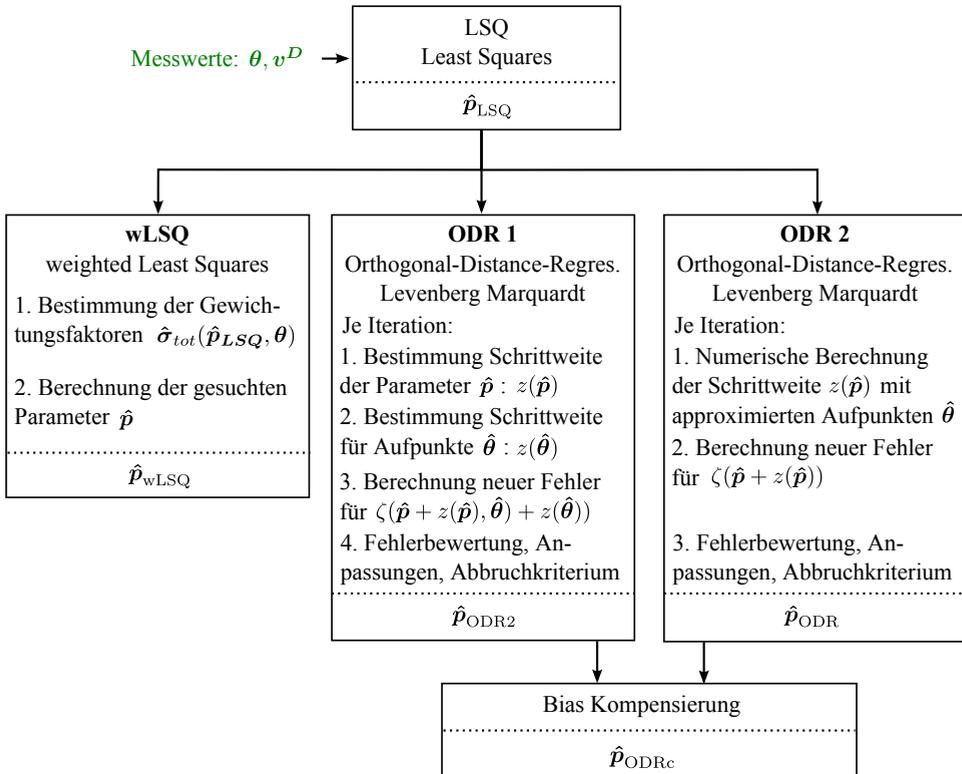


Abbildung 4.7: Die Abbildung gibt einen Überblick über die verschiedenen Schätzer zur Bestimmung der Parameter p des Geschwindigkeitsprofils. Die Parameter entsprechen dem Bewegungszustand eines anderen Objekts (Kap. 5) oder des eigenen Fahrzeugs (Kap. 6 und 7). Basierend auf dem Azimutwinkel und der Dopplergeschwindigkeit der Reflexionspunkte wird mittels LSQ eine erste Schätzung der Parameter vorgenommen. Darauf basierend werden weitere Schätzer angewendet, um das Ergebnis zu verbessern bzw. eine biasfreie Lösung zu erhalten.

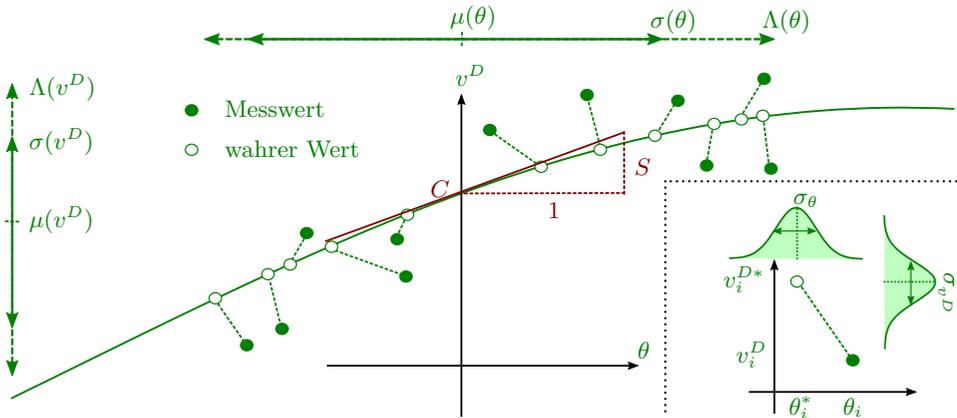


Abbildung 4.8: Übersicht über die Verteilung der Messungen im Winkel- θ und Doppler-Bereich v^D und den Parametern des Geschwindigkeitsprofils C und S

Für eine weitere Analyse der Gleichung wird der Koordinatenursprung in den Mittelwert der Messwerte $\mu(\theta)$ verschoben, wie in Abb. 4.8 dargestellt. Die Parameter C und S können nach ihrer Berechnung in das ursprüngliche System zurück transformiert werden. Der Parameter C entspricht der Abszisse (v^D bei $\theta = 0$) und S der Steigung für $\theta = 0$ (bzw. alternativ v^D bei $\theta = \pi/2$). Zwei Größen geben die Verteilung der Reflexionspunkte im Azimutwinkel an, ihre Standardabweichung $\sigma(\theta)$ und der erfasste Winkelbereich $\Lambda(\theta)$ (Aufspreizung). Die Aufspreizung entspricht der Differenz des maximal und minimal gemessenen Azimutwinkels eines Objekts. Analog werden mit $\sigma(v^D)$ und $\Lambda(v^D)$ die Standardabweichung und der Bereich der Dopplergeschwindigkeiten bezeichnet.

Abhängigkeiten

Einen entscheidenden Einfluss hat die Aufspreizung des Azimutwinkels des Geschwindigkeitsprofils $\Lambda(\theta)$. Die Aufspreizung variiert je nach Entfernung und Orientierung des Ziel-Fahrzeugs. Sie hat in etwa den Wertebereich von 2° (Rückfront in 50 m Entfernung) bis etwa 25° (Fahrzeugseite in 10 m Entfernung). Für die Anwendung zur Eigenbewegungsbestimmung (Kapitel 6), werden im Normalfall deutlich größere Wertebereiche abgedeckt. Bei der Verwendung mehrerer Sensoren sind bis zu 360° möglich. Mit einer größeren Aufspreizung können die Parameter des Geschwindigkeitsprofils im Normalfall genauer bestimmt werden (detaillierte Analyse in Abschnitt 4.5.3).

Errors in Variables

Wie aus Gleichung (4.9) hervorgeht, sind Messfehler sowohl in den abhängigen v_i^D als auch unabhängigen θ_i Variablen vorhanden. Unabhängig von einer Umformung des Gleichungssystems sind immer fehlerbehaftete Messgrößen und gesuchte Parameter auf einer Seite des Gleichungssystems. Dies wird mit 'Errors-in-Variables' (EIV) bezeichnet [Ful09]:

$$\begin{aligned} v_i^D &= f(\mathbf{p}, \theta_i^*) + \epsilon_{v^D, i} \\ \theta_i &= \theta_i^* + \epsilon_{\theta, i} \end{aligned} \quad (4.10)$$

wobei θ^* die wahren, allerdings nicht-beobachtbaren Azimutwinkel beschreibt. Die Messfehler werden mit ϵ bezeichnet. Nach [CRSC12] handelt es sich bei dem Fehlermodell um einen klassischen, nicht-differentiellen, homoskedastischen und additiven Messfehler. Homoskedastizität bedeutet in diesem Fall, dass die Varianzen der einzelnen Messungen in θ und v^D identisch sind und nicht-differentiell sagt aus, dass keine zusätzliche Abhängigkeit zwischen θ^* und v^{D*} besteht. Klassischer Messfehler bedeutet, dass die Fehler einer mittelwertfreien Normalverteilung mit konstanter Varianz unterliegen: $\epsilon_{v^D} \sim N(0, \sigma_{v^D}^2)$ und $\epsilon_{\theta} \sim N(0, \sigma_{\theta}^2)$.

Das Modell weist aufgrund der beiden trigonometrischen Funktionen eine Nichtlinearität in der Messgröße θ auf und ist durch die beiden Geschwindigkeitsparameter multivariat. Es handelt sich um ein funktionales Modell (wie in [Ken52] definiert), bei denen die Messwerte θ^* zufällig verteilt sind und keine oder keine verwertbare Aussage über ihre Verteilung getroffen werden kann. Der Nachteil in diesem Fall ist, dass zusätzlich zu den gesuchten Parametern die nicht-gesuchten Parameter (engl. 'nuisance parameters') θ_i^* , z. B. mit einem 'Maximum Likelihood' (ML)-Ansatz, bestimmt werden müssen [CRSC12].

4.4.2 Lineare Regression (LSQ)

Die Verwendung eines einfachen LSQ-Schätzers hat bei einem EIV-Problem Auswirkungen auf die Erwartungstreue und Genauigkeit des Schätzergebnisses. Der LSQ-Schätzer ist der ML-Schätzer für ein lineares Modell mit normalverteilten Fehlern in den abhängigen Variablen und minimiert den Fehler nur in Bezug auf die abhängige Variable (v^D). Es dürfen keine Fehler in den unabhängigen Variablen auftreten ($\sigma_{\theta} = 0$). In diesem Fall weist der LSQ-Schätzer die geringste Varianz aller mittelwertfreien Schätzern auf [Ful09].

Für die Berechnung der Parameter \mathbf{p}_{LSQ} ergibt sich:

$$\mathbf{p}_{\text{LSQ}} = (\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^\top \mathbf{y} \quad (4.11)$$

Für die Least-Squares Lösung gibt es einen erwartungstreuen Schätzer der zugehörigen Kovarianzmatrix nach [SS90] mittels linearer Approximation. Dabei handelt es sich um eine Stichprobenvarianz (engl. 'Sample Variance'):

$$\text{cov}(\hat{\mathbf{p}}_{\text{LSQ}}) = \frac{\boldsymbol{\epsilon}^\top \boldsymbol{\epsilon}}{N - n_{\text{DOF}}} (\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \quad (4.12)$$

dabei steht N für die Anzahl der Reflexionen und n_{DOF} für die Anzahl der Freiheitsgrade des Modells (Elemente von \mathbf{y}). Der Residuenvektor $\boldsymbol{\epsilon}$ berechnet sich mit $\boldsymbol{\epsilon} = \mathbf{X} \hat{\mathbf{p}}_{\text{LSQ}} - \mathbf{y}$.

Im Fall einer geringen Aufspreizung kann der Verlauf des Geschwindigkeitsprofils durch eine Gerade mit y-Achsenabschnitt C und Steigung S (Abb. 4.8) approximiert werden. Für die Kovarianzmatrix einer Geraden gilt nach [Ful09]:

$$\text{cov}(\hat{C}, \hat{S}) = \frac{\boldsymbol{\epsilon}^\top \boldsymbol{\epsilon}}{N - n_{\text{DOF}}} \begin{bmatrix} \frac{1}{N} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sum_i^N (\theta_i - \mu(\theta))^2} \end{bmatrix} \quad (4.13)$$

In den folgenden Abschnitten wird basierend auf diesen Gleichungen die Erwartungstreue und Genauigkeit beider zu schätzender Parameter analysiert. Dabei werden zwei Extremfälle unterschieden, zum einen für den Fall, dass der erfasste Winkelbereich $\Lambda(\theta) \rightarrow 0$ geht, zum anderen $\Lambda(\theta) > \pi/2$. Im ersten Fall kann angenommen werden, dass das Geschwindigkeitsprofil in diesem Bereich annähernd linear ist, so dass ein Vergleich mit einem linearen Modell für eine Gerade verwendet werden kann.

Der Sonderfall, wenn nur zwei unabhängige Reflexionspunkte (unterschiedlicher Winkel) auf dem Fahrzeug erfasst werden, muss separat behandelt werden. In diesem Fall ist die Lösung eindeutig. Dies hat zur Folge, dass die Kovarianz des Schätzergebnisses nicht bestimmbar ist, da in Gleichung (4.12) der Nenner 0 ist. Eine sinnvolle Bestimmung der Kovarianzmatrix des Geschwindigkeitsprofils ist daher erst ab einer größeren Anzahl an Reflexionspunkten möglich, da die Stichprobenvarianz dann einen aussagekräftigen Wert liefert.

Erwartungstreue

Unter Erwartungstreue versteht man, dass der Erwartungswert des Schätzers und der wahre Wert identisch sind. Eine systematische Abweichung des Erwartungswerts

wird mit Bias und der zugehörige Schätzer als inkonsistent bezeichnet [DD97].

Wird auf die Systemgleichung ein einfacher LSQ-Schätzer angewendet, ergibt sich ein Bias-Fehler in beiden zu bestimmenden Parametern. Er nimmt mit größer werdendem Winkelbereich ab. Der Bias-Fehler hat zwei Gründe. Einen dämpfenden Faktor bei der Bestimmung der Steigung (engl. 'attenuating factor' nach [Ful09]) und einen verschobenen Mittelwert bei einem gekrümmten Verlauf.

Der Dämpfungsfaktor ist in der Literatur ausführlich beschrieben ([Wal40], [Ful09], [CRSC12]) und hat nur einen Einfluss auf die Erwartungstreu der Steigung S . In dieser Arbeit wird von dem speziellen Fall ausgegangen, dass die Messunsicherheiten bekannt sind. Unter der Annahme einer lokal konstanten Steigung und eines strukturellen Modells mit normalverteilten Messwerten ($\theta \sim N(0, \sigma(\theta^*)^2)$) ergibt sich ein Faktor (< 1), um den der Erwartungswert der Steigung gedämpft wird. Der dämpfende Faktor λ_{att} ist unter diesen Voraussetzungen nach [Wal40]:

$$\lambda_{\text{att}} = \frac{\sigma(\theta)^2}{\sigma(\theta)^2 + \sigma_\theta^2} \quad (4.14)$$

Dieser Faktor hängt nur von der Varianz der Fehler in den abhängigen Variablen und der Verteilung der Messwerte ab und ist unabhängig von der Steigung selbst. Mit geringerer Aufspreizung des Azimutwinkels nimmt der Bias-Fehler somit zu. Der Dämpfungsfaktor wird mit der Steigung multipliziert, so dass der absolute Fehler der Steigung S proportional zur Amplitude des Geschwindigkeitsprofils (absolute Geschwindigkeit) ist. In den betrachteten Anwendungen kann allerdings nicht von normalverteilten Messwerten ausgegangen werden. Zudem muss $\sigma(\theta)$ bekannt sein und darf nicht anhand der aktuellen Verteilung geschätzt werden. In vielen Fällen gilt, dass bei einem querenden Fahrzeug starke Reflexionszentren an den Radkästen auftreten und dazwischen wenige bis keine Reflexionspunkte detektiert werden. Außerdem kann die Bedingung einer konstanten Steigung nur bei einem kleinen betrachteten Winkelbereich angenommen werden (z. B. Fahrzeugfront in großer Entfernung). Die Steigung kann folglich nicht mit Gleichung (4.14) korrigiert werden.

Zudem weist das Geschwindigkeitsprofil eine Krümmung auf (zweite Ableitung). Dieser beeinflusst neben der Steigung S auch die Abszisse C . Dadurch, dass der LSQ-Schätzer nur den Fehler der abhängigen Variablen minimiert, wird der Fehler in den unabhängigen Variablen als solcher interpretiert. Dies entspricht der Projektion des Winkel-Messfehlers an dem lokalen Verlauf des Geschwindigkeitsprofils in einen Fehler in der Dopplergeschwindigkeit. Dies ist exemplarisch für zwei Reflexionspunkte in Abb. 4.9 dargestellt. In Abhängigkeit von der Krümmung ergibt sich trotz der mittelwertfreien Fehlerverteilung ($\mu_\theta = 0$) ein Bias-Fehler im v^D -Raum. Der Bias hängt stark von der Krümmung ab und ist insbesondere bei den Maxima und Minima stark ausgeprägt.

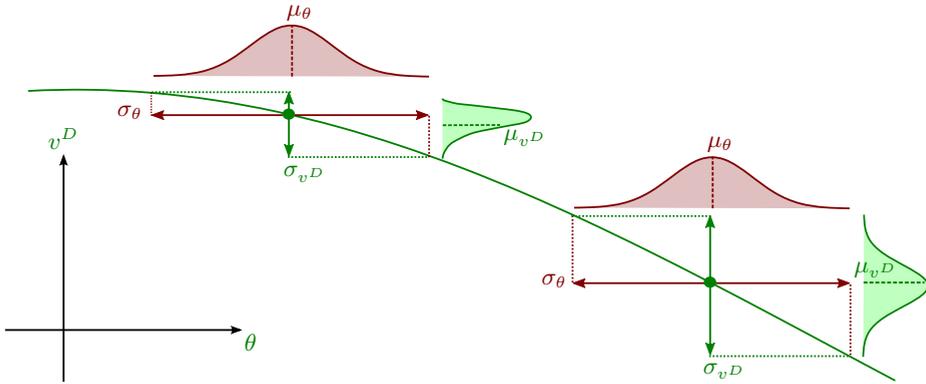


Abbildung 4.9: Projektion des Winkel-Messfehlers (unabhängige Variable) auf den Fehler der Dopplergeschwindigkeit (abhängige Variable), der bei einer LSQ-Lösung minimiert wird

Genauigkeit

Neben der Dämpfung der Steigung nimmt das Residuum jedes Reflexionspunkts zu. Für den linearen Fall ergibt sich für die zusammengesetzte Varianz $\sigma_{\text{tot},i}$ eines Messwerts für den Fall einer lokal konstanten Steigung $\frac{df(\theta_i)}{d\theta}$ nach [CRSC12] der folgende Wert:

$$\sigma_{\text{tot},i}^2 = \sigma_{v^D}^2 + \lambda_{\text{att}} \frac{df(\hat{\mathbf{p}}, \theta_i)^2}{d\theta} \sigma_{\theta}^2 \quad (4.15)$$

Da sich im Gegensatz zu einem linearen Problem die Steigung des Kosinus verändert, entsteht ein heteroskedastisches Problem. Die Heteroskedastizität ist ausgeprägter für eine größere Messunsicherheit in den unabhängigen Variablen und bei einem großen betrachteten Winkelbereich (größere Variation der Steigung). Dies kann auch aus Abb. 4.9 entnommen werden. Der projizierte v^D -Fehler des linken Reflexionspunkts ist deutlich geringer als der des rechten. Der Grund ist die größere Steigung am rechten Punkt.

Der LSQ-Schätzer weist die geringste Varianz auf. Durch die Korrektur der Steigung nimmt die Standardabweichung des Schätzergebnisses zu [CRSC12], für den linearen Fall entsprechend dem Dämpfungsfaktor um $\sigma(\hat{S}_{\text{att}}) = \lambda_{\text{att}}^{-1} \sigma(\hat{S})$. Da die LSQ-Lösung allerdings einen Bias-Fehler aufweist, hat dies für ausreichend große Datensätze einen großen 'Root-Mean-Square error' (RMSE) zur Folge. Die Bedingung bei dem die korrigierte Lösung einen kleineren RMSE aufweist, ist nach [CRSC12] für den linearen Fall $\sigma(\hat{S}_{\text{att}}) < \frac{\lambda_{\text{att}}^2 (1 - \lambda_{\text{att}}) S^2}{1 + \lambda_{\text{att}}}$.

In zwei Fällen steigt der RMSE besonders stark an, zum einen bei einer großen Varianz der Messfehler und dem damit verbundenen größeren Bias-Fehler, zum anderen bei einer großen Anzahl an Messungen. Die Schätzung der Parameter ist im zweiten Fall sehr genau und der Einfluss des Bias-Fehlers nimmt zu [DD97].

In dieser Arbeit ist die mittelwertfreie Lösung in den meisten Fällen zwingend notwendig (z. B. für die Kalibrierung). Daher ist das vorrangige Ziel bei der Auswahl des Schätzers die Bias-Freiheit. Eine erhöhte Varianz wird dagegen dahingehend akzeptiert, dass diese durch die Bestimmung der Kovarianzmatrix (Gl. 4.18) erfasst und in den darauf folgenden Anwendungen berücksichtigt werden kann.

4.4.3 Gewichteter Least-Squares Schätzer (wLSQ)

Nach [Gol62] ist der beste biasfreie lineare Schätzer (engl. 'best linear unbiased estimator') für ein lineares Gleichungssystem mit heteroskedastischen Messwerten, ohne Berücksichtigung der EIV-Problematik, die Methode der kleinsten Quadrate (engl. 'Generalized Least Squares') (GLS). Der Spezialfall wenn die Messfehler unkorreliert sind, wird mit 'Weighted Least Squares' (wLSQ) bezeichnet. Die geschätzten Parameter \mathbf{p}_{wLSQ} ergeben sich aus:

$$\mathbf{p}_{wLSQ} = (\mathbf{X}^\top \boldsymbol{\Omega}^{-1} \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^\top \boldsymbol{\Omega}^{-1} \mathbf{y} \quad (4.16)$$

Für den Fall des wLSQ entspricht die Gewichtungsmatrix $\boldsymbol{\Omega}^{-1}$ einer Diagonalmatrix mit den Varianzen aus Gleichung 4.15:

$$\boldsymbol{\Omega} = \text{diag}(\sigma_{\text{tot},1}^2, \sigma_{\text{tot},2}^2, \dots, \sigma_{\text{tot},n}^2) \quad (4.17)$$

Eine erwartungstreue Schätzung der Kovarianzmatrix von den bestimmten Parametern ist nach [SS90]:

$$\text{cov}(\hat{\mathbf{p}}_{wLSQ}) = (\mathbf{X}^\top \boldsymbol{\Omega}^{-1} \mathbf{X})^{-1} \frac{\boldsymbol{\epsilon}^\top \boldsymbol{\Omega}^{-1} \boldsymbol{\epsilon}}{N - n_{\text{DOF}}} \quad (4.18)$$

mit dem Residuenvektor $\boldsymbol{\epsilon} = \mathbf{X} \hat{\mathbf{p}}_{wLSQ} - \mathbf{y}$.

Die zusammengesetzte Varianz hängt von der lokalen Steigung ab (Gl. 4.15). Für ihre Berechnung werden allerdings die Parameter $\hat{\mathbf{p}}$ benötigt. Aus diesem Grund wird zuerst ein LSQ-Schätzer verwendet, um die lokale Steigung für jeden Messwert zu schätzen. Wird nur ein kleiner Winkelbereich des Geschwindigkeitsprofils betrachtet $\Lambda(\theta) \rightarrow 0$, ist die lokale Steigung annähernd konstant $\Lambda(v^D) \rightarrow 0$ und die Lösung des wLSQ entspricht der des LSQ. Der Bias-Fehler aufgrund der EIV-Problematik

kann nicht korrigiert werden.

4.4.4 Orthogonal Distance Regression (ODR)

Der ML-Schätzer des Modells (Gl. 4.10) ist die 'Orthogonal Distance Regression' (ODR) [BBS87]. Bei diesem Ansatz wird die Mahalanobis-Distanz über alle Reflexionspunkte minimiert (gewichtete Abweichung Messpunkt (θ, v^D) zum geschätzten Messpunkt $(\hat{\theta}, f(\hat{\mathbf{p}}, \hat{\theta}))$):

$$\min_{\hat{\theta}, \hat{\mathbf{p}}} \sum_{i=1}^N \left(f(\hat{\mathbf{p}}, \hat{\theta}_i) - v_i^D \right)^2 + \eta \left(\hat{\theta}_i - \theta_i \right)^2 \quad (4.19)$$

mit

$$\eta = \frac{\sigma_{v^D}^2}{\sigma_{\theta}^2} \quad (4.20)$$

Dabei entsteht ein nichtlineares Optimierungsproblem, auch wenn es sich bei f um eine lineare Funktion handelt [BBS87]. ML heißt allerdings nicht, dass der Schätzwert erwartungstreu ist. Nach [CTW86] enthält er in den meisten Fällen einen Bias-Fehler. Ein signifikanter Bias-Fehler tritt vor allem bei einer geringen Anzahl an Reflexionspunkten oder bei einer geringen Fisher-Information (große Varianz der Messwerte) auf [CM91].

In den nächsten beiden Abschnitten werden zwei Verfahren für die ODR vorgestellt, die beide auf dem Levenberg Marquardt Algorithmus (LMA) [Mar63] basieren. Der LMA ist ein iterativer Schätzer für nichtlineare Gleichungssysteme. Als initiale Schätzung wird in allen Fällen die in Abschnitt 4.4.2 beschriebene LSQ Lösung verwendet.

Wenn eine ausreichende Anzahl an Reflexionspunkten und eine gut konditionierte Systemmatrix vorliegt, befindet sich die initiale Schätzung nah an der ODR-Lösung. In diesem Bereich ist die Taylor-Approximation von f sehr präzise und konvergiert bei einem kleinen Dämpfungsfaktor des LMA λ schnell (in der Regel < 10 Iterationen bei einer Konvergenz-Kriterium von $1 \cdot 10^{-6}$). Mit geringem Dämpfungsfaktor entspricht das Verhalten des LMA annähernd dem Gauss Newton Algorithmus (GNA), der die Krümmung (Hesse-Matrix) berücksichtigt.

Implizite Formulierung mit zweistufigem Lösungsansatz (ODR1)

Der erste Ansatz zur Lösung der ODR orientiert sich an [BBS87] und wandelt das Problem in ein implizites nichtlineares LSQ-Problem um, bei dem neben den

Parametern auch die unbekannte wahre θ^* -Position aller Reflexionspunkte geschätzt wird. Dazu wird die Funktion f in das folgende Gleichungssystem G zur Lösung des Optimierungsproblems (Gl. 4.19) mit $2N$ Gleichungen umgewandelt:

$$\left. \begin{aligned} g_i(\hat{\mathbf{p}}, \hat{\theta}_i) &= f(\hat{\mathbf{p}}, \hat{\theta}_i) - v_i^D \\ g_{i+N}(\hat{\theta}_i) &= \eta(\hat{\theta}_i - \theta_i) \end{aligned} \right\} \forall_i \quad (4.21)$$

Es handelt sich nicht mehr um ein EIV-Problem, da anstelle der fehlerbehafteten Messwerte die wahren Aufpunkte $\hat{\boldsymbol{\theta}}$ geschätzt werden. Der neue Parametervektor ergibt sich somit zu $\hat{\mathbf{p}}_{\text{LMA}} = \begin{pmatrix} \hat{\mathbf{p}}_{\text{ODR}} \\ \hat{\boldsymbol{\theta}} \end{pmatrix}$ und das ODR-Problem (Gl. 4.21) wird zu einem Optimierungsproblem, das die folgenden Residuen-Gleichungen minimiert:

$$\zeta(\hat{\mathbf{p}}_{\text{LMA}}) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{2N} g_i^2(\hat{\mathbf{p}}, \hat{\boldsymbol{\theta}}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{G}(\hat{\mathbf{p}}_{\text{LMA}})\|_2 \quad (4.22)$$

$\|\cdot\|_2$ beschreibt die l_2 Norm. $\mathbf{G}(\hat{\mathbf{p}})$ entspricht dem Residuenvektor (Gl. 4.21) als Spaltenvektor $[\mathbf{G}_1 \ \mathbf{G}_2]^\top$, wobei \mathbf{G}_1 und \mathbf{G}_2 jeweils aus N Elementen bestehen. Die zugehörige Jacobi-Matrix an der Stelle $\hat{\mathbf{p}}_{\text{LMA}}$ ist $\mathbf{G}^\top(\hat{\mathbf{p}}_{\text{LMA}})$.

Durch die Verwendung des LMA-Algorithmus wird eine numerische Lösung der Gleichung (4.22) bestimmt. Dazu wird die Schrittweite z eingeführt und \mathbf{G} an der Stelle $\hat{\mathbf{p}}_{\text{LMA}}$ linearisiert. Daraus ergibt sich das folgende Optimierungsproblem:

$$\min_z \|\mathbf{G}(\hat{\mathbf{p}}_{\text{LMA}}) + \mathbf{G}^\top(\hat{\mathbf{p}}_{\text{LMA}})z\|_2 \quad (4.23)$$

unter der Bedingung:

$$\|z\mathbf{Z}\|_2 \leq \tau \quad (4.24)$$

wobei \mathbf{Z} eine nicht-singuläre diagonale Skalierungsmatrix ($\mathbf{Z} = [\mathbf{Z}_1 \ \mathbf{Z}_2]^\top$ analog zu \mathbf{G}) ist und τ der Trust-Region Radius. Mit der Einführung des Lagrange-Multiplikators λ ergibt sich für die Bestimmung der Schrittweite in einer einzelnen Iteration folgendes Gleichungssystem:

$$(\mathbf{G}^\top(\hat{\mathbf{p}}_{\text{LMA}}))^\top \mathbf{G}^\top(\hat{\mathbf{p}}_{\text{LMA}}) + \lambda \mathbf{Z}^\top \mathbf{Z} z(\lambda) = -\mathbf{G}^\top(\hat{\mathbf{p}}_{\text{LMA}})^\top \mathbf{G}(\hat{\mathbf{p}}_{\text{LMA}}) \quad (4.25)$$

Ein bekanntes Vorgehen [Mor78] ist die Umformung des Gleichungssystems in ein LSQ-Problem:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{G}^\top(\hat{\mathbf{p}}_{\text{LMA}}) \\ \lambda \mathbf{Z} \end{bmatrix} z =_2 - \begin{bmatrix} \mathbf{G}(\hat{\mathbf{p}}_{\text{LMA}}) \\ 0 \end{bmatrix} \quad (4.26)$$

wobei $=_2$ bedeutet "gleich im LSQ-Sinn". Dieses LSQ-Problem wird effizient mittels QR-Zerlegung gelöst.

$\mathbf{G}^\top(\hat{\mathbf{p}}_{\text{LMA}})$ ($2N \times N+2$) setzt sich aus \mathbf{J} ($N \times 2$) und den beiden Diagonalmatrizen \mathbf{V} ($N \times N$) und \mathbf{D} ($N \times N$) wie folgt zusammen:

$$\mathbf{G}^\top(\mathbf{p}) = \begin{bmatrix} \boxed{\mathbf{J}} & \mathbf{V} \\ \mathbf{0} & \mathbf{D} \end{bmatrix} \quad (4.27)$$

mit

$$\begin{aligned} J_{i,1} &= \frac{dg_{i,1}}{dC} = \cos(\theta_i) \\ J_{i,2} &= \frac{dg_{i,1}}{dS} = \sin(\theta_i) \\ V_{i,i} &= \frac{dg_{i,1}}{d\theta_i} = -C \sin(\theta_i) + S \cos(\theta_i) \\ D_{i,i} &= \frac{dg_{i,2}}{d\theta_i} = \eta \end{aligned} \quad (4.28)$$

Das lineare Gleichungssystem (4.26) muss in jeder Iteration des LMA gelöst werden. Es hat $(2+N)$ Parameter und $2N$ Gleichungen. Das führt zu einer Komplexität von $\mathcal{O}(N^2)$ unter der Annahme, dass die Anzahl der Parameter \mathbf{p} mit 2 geringer ist als die Anzahl der Reflexionspunkte N .

Da N stark variiert und in einigen Fällen über eintausend Reflexionspunkte auftreten, wird das in [BBS87] vorgestellte Verfahren mit Komplexität $\mathcal{O}(N)$ verwendet. Dieses ist speziell auf die ODR Struktur ausgelegt und erreicht durch geschicktes Umformen ein Gleichungssystem, indem direkt $\hat{\mathbf{p}}$ bestimmt werden kann.

Durch Aufteilen der Schrittweite $z(\mathbf{p}_{\text{LMA}})$ in eine Schrittweite für $z(\mathbf{p})$ und $z(\boldsymbol{\theta})$ mit den entsprechenden, nicht-singulären diagonalen Skalierungsmatrizen \mathbf{Z}_1 (2×2) und \mathbf{Z}_2 ($N \times N$) ergibt sich aus Gleichung (4.26):

$$\begin{bmatrix} \mathbf{J} & \mathbf{V} \\ \mathbf{0} & \mathbf{D} \\ \lambda \mathbf{Z}_1 & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \lambda \mathbf{Z}_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} z(\hat{\mathbf{p}}) \\ z(\hat{\boldsymbol{\theta}}) \end{bmatrix} =_2 - \begin{bmatrix} \mathbf{G}_1 \\ \mathbf{G}_2 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (4.29)$$

Durch die stark strukturierte und relativ spärliche Matrix erfolgt eine Umformung, wie in [BBS87] und im Anhang A.1 beschrieben. Die Schrittweite $z(\mathbf{p})$ wird durch ein stark vereinfachtes LSQ-Problem gelöst:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{J}_{\text{LMA}} \\ \sqrt{\lambda} \mathbf{Z}_1 \end{bmatrix} z(\hat{\mathbf{p}}) =_2 - \begin{bmatrix} \mathbf{G}_{\text{LMA}} \\ 0 \end{bmatrix} \quad (4.30)$$

wobei \mathbf{J}_{LMA} und \mathbf{G}_{LMA} aus einfachen Additionen und Multiplikationen von Dia-

gonalmatrizen hervorgehen. Diese Transformationen sind in [BBS87] ausführlich beschrieben und benötigen nur $\mathcal{O}(N)$ Operationen. Die Lösung für die Schrittweite wird durch eine einfache QR-Zerlegung von \mathbf{J}_{LMA} und anschließenden Givens-Rotationen effektiv in $\mathcal{O}(N)$ geschätzt [Mor78]. Die Bestimmung der Schrittweite für $\boldsymbol{\theta}$ wird abschließend durch eine Matrixmultiplikation bestimmt ($\mathcal{O}(pN)$). Die Gesamtkomplexität beträgt somit nur $\mathcal{O}(N)$ und es ergibt sich ein signifikanter Geschwindigkeitsvorteil im Vergleich zu der direkten Lösung von Gleichung (4.26). Dies gilt insbesondere für eine große Anzahl von Reflexionspunkten.

Ein weiterer Vorteil ist die Möglichkeit einer effektiven Implementierung mittels trust-region Levenberg-Marquardt, wie in [Mor78] beschrieben. Ein dynamischer Schwellwert schränkt die Schrittweite so stark ein, dass die Linearisierung gültig ist. Deshalb muss die Schrittweite für mehrere λ -Werte berechnet werden. Durch die effiziente Implementierung von Gleichung (4.30) ist es nicht mehr notwendig für die Variation von λ die QR-Zerlegung nochmals durchzuführen, sondern nur die Givens-Rotation. Für die in dieser Arbeit betrachteten Daten hat sich ergeben, dass die Linearisierung für große Bereiche gültig ist und der Dämpfungsfaktor λ im Normalfall sehr klein wird.

Alle folgenden Simulationen werden zusätzlich mit dem trust-region Levenberg-Marquardt durchgeführt. Die Ergebnisse weisen im Vergleich zum Levenberg-Marquardt mit Taylor-Approximation, der im nächsten Abschnitt vorgestellt wird, keine signifikanten Unterschiede auf. Im Folgenden wird aufgrund der kürzeren Rechenzeit nur der einstufige Levenberg-Marquardt aus dem nächsten Abschnitt verwendet.

Einstufiges Verfahren mit Taylor-Approximation (ODR2)

Wie im vorangegangenen Abschnitt gezeigt können durch eine Aufteilung des Gleichungssystems die Parameter des Geschwindigkeitsprofils unabhängig von den orthogonalen Aufpunkten bestimmt werden. Dadurch reduziert sich das zu lösende Gleichungssystem auf zwei Parameter und die Komplexität auf $\mathcal{O}(N)$. Die Aufpunkte werden in einem nachgelagerten Schritt anhand der Lösungen bestimmt. Der in diesem Abschnitt beschriebene Ansatz weicht dahingehend ab, dass für die Bestimmung der Aufpunkte eine Taylor-Approximation verwendet wird. So kann für die gegebenen Parameter $\hat{\mathbf{p}}$ die Aufpunkte und somit der Fehler (Mahalanobis-Distanz) der aktuellen Lösung bestimmt werden. Die Jacobi-Matrix wird danach numerisch ohne Verlust der Konvergenz des LMA [BD71] bestimmt.

Basierend auf Gleichung (4.21) wird der Fehler getrennt für jeden Reflexionspunkt in Abhängigkeit der Parameter \mathbf{p} ausgewertet:

$$\zeta_i(\hat{\mathbf{p}}, \hat{\theta}_i) = \min_{\theta_i} \left(\left(f(\hat{\theta}_i, \hat{\mathbf{p}}) - v_i^D \right)^2 + \eta \left(\hat{\theta}_i - \theta_i \right)^2 \right) \quad (4.31)$$

Hierbei handelt es sich um eine nichtlineare Funktion, die es zu minimieren gilt. In einem ersten Schritt werden dazu die trigonometrischen Funktionen durch ihre Taylor-Approximation 1. Ordnung T_1 um θ (1. Iteration des LMA) entwickelt. In den folgenden Iterationen des LMA wird anstatt des gemessenen Azimutwinkels der geschätzte Aufpunkt $\hat{\theta}$ aus der letzten Iteration verwendet. Durch den geringen Winkelfehler σ_θ im Bereich von wenigen Grad ist der Fehler durch die Approximation gering. Daraus resultiert ein quadratisches Gleichungssystem, das im zweiten Schritt nach $\hat{\theta}_i$ abgeleitet und gleich 0 gesetzt wird. Zur besseren Verständlichkeit wird dies anhand der ersten Iteration des LMA hergeleitet:

$$\frac{\partial}{\partial \hat{\theta}_i} \left(\left(T_1 f(\hat{\mathbf{p}}, \hat{\theta}_i; \theta_i) - v_i \right)^2 + \eta \left(\hat{\theta}_i - \theta_i \right)^2 \right) = 0 \quad (4.32)$$

Durch die Ableitung der quadratischen Funktion ergibt sich eine lineare Gleichung und somit auch eine eindeutige Lösung für $\hat{\theta}_i$. Dies ist im Anhang A.2 beschrieben.

Mit der approximierten Lösung für $\hat{\theta}(\hat{\mathbf{p}}, \theta)$ wird nun numerisch die Jacobi-Matrix (Finite Differenzen Methode) und darauf basierend die Schrittweite $z(\hat{\mathbf{p}})$ bestimmt. Da die Aufpunkte in diesem Schritt konstant gehalten werden, wird für sie keine Schrittweite benötigt. Nach der Addition der entsprechenden Schrittweite auf die geschätzten Parameter wird der Fehler über alle Reflexionspunkte bestimmt:

$$\zeta(\hat{\mathbf{p}}) = \sum_{i=1}^N \zeta_i(\hat{\mathbf{p}}, \hat{\theta}_i) \quad (4.33)$$

Dieser Fehler wird unter Verwendung des LMA minimiert. Wie im Abschnitt zuvor wird ein Ergebnis mit geringem Restfehler bereits nach wenigen Iterationen erreicht.

4.4.5 Bias Kompensation (ODRc)

Ein ML-Schätzer für ein nichtlineares Modell weist in der Regel einen Bias-Fehler auf [Box71]. Um den Bias-Fehler $\mathbf{b} = E(\hat{\mathbf{p}}_{\text{ODR}} - \mathbf{p}_{\text{ODR}}^*)$ des im vorangegangenen Abschnitt beschriebenen ODR-Algorithmus zu kompensieren, wird das in [Box71] vorgestellte Verfahren verwendet. Es ermittelt für ein nichtlineares LSQ-Problem den Bias des ML-Schätzers. Die Schätzung des Bias hängt allerdings nicht nur von dem Verhältnis der Messunsicherheiten η , sondern von den expliziten Unsicherheiten ab. Neben den geschätzten Parametern $\hat{\mathbf{p}}$ sind die geschätzten Aufpunkte $\hat{\theta}$ notwendig.

Als Ausgangsgleichung wird die implizite Formulierung des LSQ-Problems in Form des Spaltenvektors \mathbf{G} ($2N \times 1$) verwendet. Dieser weist im Unterschied zu Gleichung (4.21) allerdings keine Gewichtung auf ($g_{i+N} = \hat{\theta}_i - \theta_i$). Dafür wird eine Gewichtungsmatrix

$\mathbf{\Omega}^{-1}$ eingeführt, die der Mahalanobis-Distanz entspricht. Die Diagonalmatrix hat für die Diagonalelemente ($i = j = 1 \dots N$) den Wert $1/\sigma_{v_D}^2$ (Fehler im Doppler) und für ($i = j = N + 1 \dots 2N$) den Wert $1/\sigma_{\theta}^2$ (Fehler im Azimutwinkel).

Es wird die zugehörige Jacobi-Matrix \mathbf{G}^T ($2N \times N+2$) analog zu Gleichung (4.29) ohne Gewichtungsfaktor η aufgestellt. Des Weiteren wird noch der zugehörige Hesse-Tensor \mathbf{H} ($2N \times N+2 \times N+2$) bestimmt. Die Größen ergeben sich durch die Ableitung nach beiden Parametern und allen Aufpunkten. Allerdings sind diese Matrizen spärlich besetzt, so ist die maximale Anzahl an Einträgen bei \mathbf{G}^T $4N$ und bei \mathbf{H} $5N$. Bei zum Beispiel 100 Reflexionspunkten sind maximal 1.96% bzw. 0.02% der Elemente der Jacobi-Matrix bzw. des Hesse-Tensors ungleich 0. Der zweite Teil des Hesse-Tensors ist komplett 0 da eine zweifache Ableitung von g_{i+N} immer 0 ergibt. Für die Lösung wird die Nullstelle des Optimierungsproblems berechnet:

$$(\mathbf{G}^T(\hat{\mathbf{p}}_{\text{ODR}}))^T \mathbf{\Omega}^{-1} \mathbf{G}(\hat{\mathbf{p}}_{\text{ODR}}) = 0 \quad (4.34)$$

Der geschätzte Wert entspricht aufgrund des Bias -Fehlers nicht dem wahren Wert $\mathbf{p}_{\text{ODR}}^*$. Dadurch ergibt sich ein Fehler bei der Berechnung von $\mathbf{G}(\hat{\mathbf{p}}_{\text{ODR}})$, der bei Verwendung der Taylor-Approximation zweiter Ordnung den folgenden Wert aufweist:

$$\mathbf{G}(\hat{\mathbf{p}}_{\text{ODR}}) = \epsilon - \mathbf{G}^T(\mathbf{p}_{\text{ODR}}^*) \mathbf{b} - \frac{1}{2} \mathbf{G}_G \mathbf{b}^2 \quad (4.35)$$

wobei ϵ den Residuen jedes Eintrags in \mathbf{G} entspricht. Der Fehler in der Ableitung $\mathbf{G}^T(\hat{\mathbf{p}}_{\text{ODR}})$ ergibt sich zu:

$$\mathbf{G}^T(\hat{\mathbf{p}}_{\text{ODR}}) = \mathbf{G}(\mathbf{p}_{\text{ODR}}^*) + \mathbf{H} \quad (4.36)$$

Durch Einsetzen von Gleichung (4.36) und (4.35) in (4.34) entsteht nach einigen Umformungen (siehe [Box71]) ein lineares Gleichungssystem:

$$\mathbf{b} = -\frac{1}{2} \mathbf{V} \mathbf{G}^T(\hat{\mathbf{p}}_{\text{ODR}}) \mathbf{\Omega}^{-1} \{ \text{Spur}(\mathbf{H}_{11} \mathbf{V}), \text{Spur}(\mathbf{H}_{12} \mathbf{V}), \dots, \text{Spur}(\mathbf{H}_{1N} \mathbf{V}) \} \quad (4.37)$$

$\text{Spur}()$ ist die Summe der Hauptdiagonalelemente und \mathbf{V} ($N+2 \times N+2$) die folgende Hilfsmatrix:

$$\mathbf{V} = (\mathbf{G}^T(\hat{\mathbf{p}}_{\text{ODR}}) \mathbf{\Omega}^{-1} \mathbf{G}(\hat{\mathbf{p}}_{\text{ODR}}))^{-1} \quad (4.38)$$

In diesem Gleichungssystem ist die Berechnung der inversen Matrix der zeitkritische Aspekt, der allerdings im Vergleich zum LMA nur einmal ausgeführt wird. Die Komplexität entspricht $\mathcal{O}((N+2)^3)$. Der biasfreie Schätzer wird fortan mit ODRc bezeichnet ($\hat{\mathbf{p}}_{\text{ODRc}}$).

In diesem Abschnitt wurden mit LSQ und wLSQ zwei Schätzer vorgestellt, die auf einem linearen Gleichungssystem basieren. Sie haben daher eine geringe Rechenkom-

plexität, weisen allerdings einen Bias-Fehler auf und sind keine optimalen Schätzer. ODR ist ein optimaler Schätzer. Dabei handelt es sich um ein Optimierungsproblem mit einer deutlich größeren Rechenkomplexität. Dazu wurden zwei Lösungsverfahren vorgestellt, die sich hinsichtlich Komplexität und Approximationsgrad unterscheiden. Erst mittels eines zusätzlichen Optimierungsproblems (ODRc) wird die ODR-Lösung biasfrei. Alle Schätzer sind in Abb. 4.7 dargestellt.

4.5 Eigenschaften des Geschwindigkeitsprofils

Wie zu Beginn des vorherigen Abschnitts beschrieben, gibt es eine große Anzahl an Faktoren, die einen Einfluss auf die Genauigkeit bei der Bestimmung des Geschwindigkeitsprofils haben. Eine analytische Betrachtung ist aufgrund der vielen Abhängigkeiten und ihrer gegenseitigen Beeinflussung durch den nichtlinearen Zusammenhang nur schwer möglich. Aus diesem Grund wird eine Monte-Carlo Simulation verwendet, um die verschiedenen Einflussfaktoren genauer zu untersuchen.

4.5.1 Simulationsübersicht

Für die Simulation werden die Parameter aus Tabelle 4.1 verwendet. In einzelnen Auswertungen erfolgt eine Variation einzelner Parameter, die jeweils in dem Abschnitt angegeben ist. Die Simulation wird für jede Parametervariation 50 000 mal durchgeführt. Dabei wird angenommen, dass die Reflexionspunkte über dem Azimutwinkel gleichverteilt sind ($\mathcal{U}(\mu(\theta), \Lambda(\theta))$). Das bedeutet, dass die Standardabweichung $\sigma(\theta) \approx 0.28 \Lambda(\theta)$ entspricht. Die Messwerte werden in θ und v^D durch die entsprechende Normalverteilung verrauscht. Als Ergebnis wird der Bias und RMSE der Parameter C bzw. S ermittelt. Diese entsprechen im Einführungsbeispiel der geschätzten Geschwindigkeit des Fahrzeugs in x- (v^x) bzw. y-Richtung (v^y). Der Betrag des Geschwindigkeitsprofils entspricht der Geschwindigkeit v und die Phasenverschiebung α der Bewegungsrichtung (Def. 20, Abb. 4.10). Bei $\alpha = 0$ handelt es sich um eine Folgefahrt, bei $\alpha = \pm 90^\circ$ um Querverkehr und bei $\alpha = 180^\circ$ um ein entgegenkommendes Fahrzeug.

4.5.2 Erfasster Bereich und Phasenverschiebung

Einen großen Einfluss auf die Genauigkeit hat die Kombination aus der Azimutposition des erfassten Bereichs $\mu(\theta)$ und der Phasenverschiebung α des Geschwin-

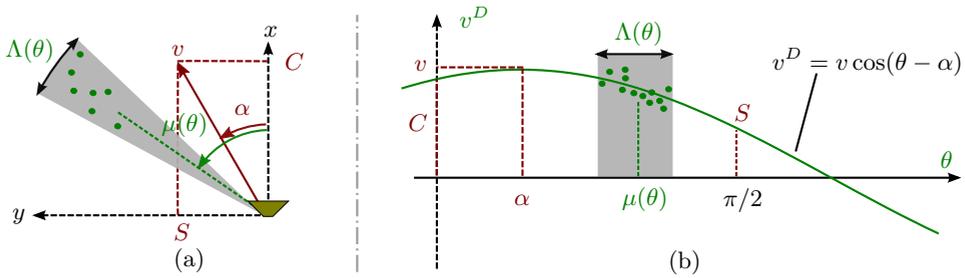


Abbildung 4.10: Vereinfachte Darstellung (a) der mittleren Azimutposition $\mu(\theta)$, der Phasenverschiebung α und der Amplitude v des Geschwindigkeitsprofils (b) (entspricht Bewegungsrichtung und Geschwindigkeit bei einer geradlinigen Bewegung)

Parameter	Variable	Wert	Einheit
Winkel-Messunsicherheit	σ_θ	1	°
Doppler-Messunsicherheit	σ_{v^D}	0.1	m/s
Anzahl Reflexionspunkte	N	20	-
Amplitude (Geschwindigkeit)	v	10	m/s
Phasenverschiebung (Bewegungsrichtung)	α	0	°
Aufspreizung des erfassten Profils	$\Lambda(\theta)$	20	°
Erfasster Bereich des Profils	$\mu(\theta)$	variiert	°

Tabelle 4.1: Simulationsparameter - geradlinige Bewegung

digkeitsprofils. Eine Übersicht über die Parameter sind in Abb. 4.10 (b) dargestellt. Zudem gibt es für eine vereinfachte Interpretation auch ein Zeigerdiagramm 4.10 (a). In Abb. 4.11 ist für alle Kombinationen der beiden Parameter der RMSE dargestellt. Die Beschreibung ausgewählter Punkte (P1-9) in diesem Abschnitt bezieht sich auf diese Abbildung. Dabei weist der RMSE über alle Parameter eine große Varianz auf. Der beste Punkt P8 für C bzw. P6 für S hat im Vergleich zum schlechtesten Punkt (P7 bzw. P9) einen Unterschied im Fehler von einem Faktor größer als 20.

Die Ergebnisse sind dabei punktsymmetrisch zu einem Vielfachen von $\alpha = 90^\circ$ und $\mu(\theta) = 90^\circ$. Das Vorzeichen der Parameter C und S hat keinen Einfluss auf den RMSE, so dass P3 und P7 bzw. P2 und P8 die gleiche Genauigkeit aufweisen. Auch eine symmetrische Abweichung der Bewegungsrichtung (P4 und P5) hat die gleiche Genauigkeit. Dies gilt zudem für den beobachteten Bereich. Ist der Azimutbereich im Minimum (P1) des Kosinus, entspricht der Fehler dem des Maximums (P8). Es

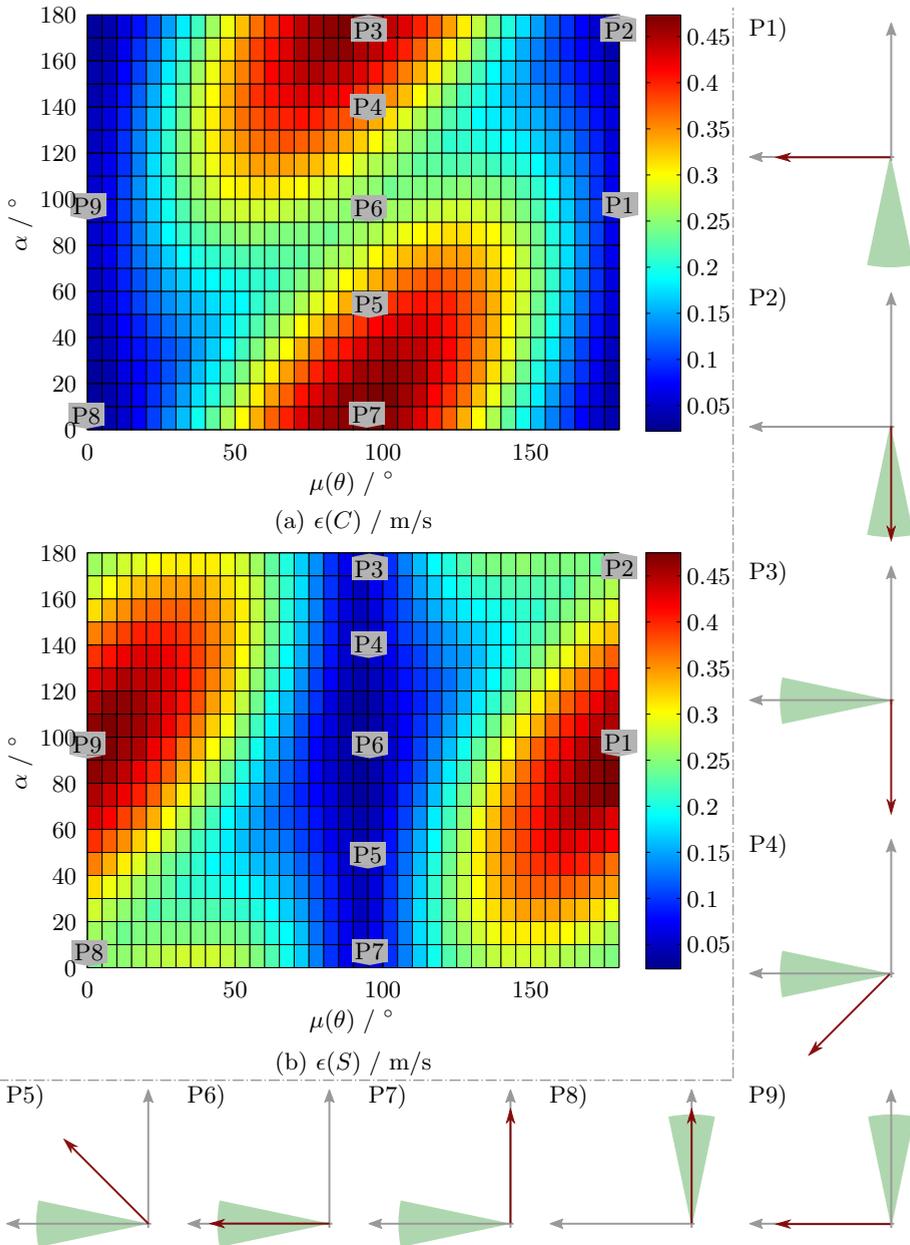


Abbildung 4.11: RMSE in m/s für ODRc bei der Bestimmung von C (a) und S (b) in Abhängigkeit von α und $\mu(\theta)$ für $\Lambda(\theta) = 20^\circ$; rechts / unten: Schematische Darstellung als Zeigerdiagramm

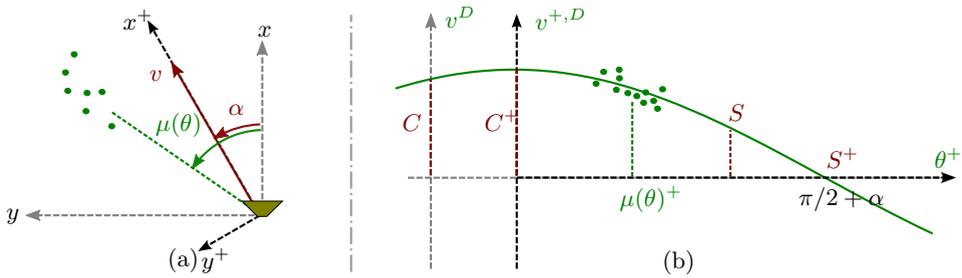


Abbildung 4.12: Darstellung analog zu Abb. 4.10 mit dem um α gedrehten Koordinatensystem ($x^+ - y^+$)

genügt daher den Bereich $\mu(\theta) = 0 \dots 180^\circ$ und $\alpha = 0 \dots 90^\circ$ zu betrachten. Alle anderen Fälle können durch die Punktsymmetrie konstruiert werden.

Zudem gibt es einen Zusammenhang zwischen den Parametern C und S . Sie können durch eine gleichzeitige Verschiebung von $\mu(\theta)$ und α um 90° ineinander überführt werden. Dabei spielt aufgrund der Punktsymmetrie die Vorzeichen der Verschiebung keine Rolle. Das bedeutet, durch die Betrachtung der Genauigkeiten beider Parameter von $\mu(\theta) = 0 \dots 90^\circ$ und $\alpha = 0 \dots 90^\circ$ können alle anderen Kombinationen bestimmt werden.

Um die Anzahl der Simulationsparameter ohne Einschränkung der Allgemeingültigkeit zu reduzieren, wird im Folgenden davon ausgegangen, dass $\alpha = 0$ gilt. Alle anderen Fälle ($\alpha \neq 0$) lassen sich aus diesem Fall ableiten. Zuerst werden die Parameter und geschätzten Kovarianzen in einem um α gedrehten Koordinatensystem bestimmt (C^+ bzw. S^+ in Abb. 4.12 (b)). Daraus ergibt sich eine abweichende Azimutposition ($\mu(\theta)^+ = \mu(\theta) - \alpha$). Durch eine anschließende Koordinatentransformation werden dann die Parameter zurück in das ursprüngliche Koordinatensystem transformiert:

$$\begin{bmatrix} C \\ S \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\alpha) & -\sin(\alpha) \\ \sin(\alpha) & \cos(\alpha) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} C^+ \\ S^+ \end{bmatrix} \quad (4.39)$$

Mit der gleichen Transformation wird analog zu Gleichung (2.3) auch die Kovarianzmatrix der Parameter in das ursprüngliche Koordinatensystem transformiert.

4.5.3 Erfasster Bereich und Aufspreizung

Für $\mu(\theta) = 0$ entspricht der erfasste Bereich dem Maximum des Kosinus mit der lokalen Steigung Null und für $\mu(\theta) = 90^\circ$ dem Nulldurchgang des Kosinus mit der maximalen lokalen Steigung v .

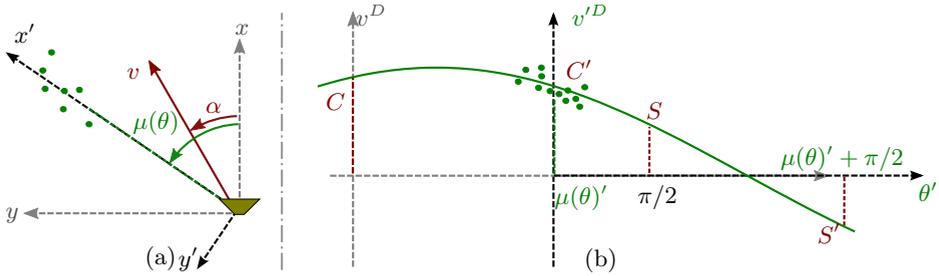


Abbildung 4.13: Darstellung analog zu Abb. 4.10 mit dem um $\mu(\theta)$ gedrehtem Koordinatensystem ($x' - y'$)

Analog zum vorangegangenen Abschnitt kann das transformierte Koordinatensystem auch in die mittlere Azimutposition $\mu(\theta)$ gelegt werden (Abb. 4.13). Die in dem transformierten Koordinatensystem bestimmten Parameter und die zugehörige Kovarianzmatrix können analog zu Gleichung (4.39) in das ursprüngliche Koordinatensystem transformiert werden:

$$\begin{bmatrix} C \\ S \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\mu(\theta)) & -\sin(\mu(\theta)) \\ \sin(\mu(\theta)) & \cos(\mu(\theta)) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} C' \\ S' \end{bmatrix} \quad (4.40)$$

Damit lassen sich allgemeine Aussagen über die Auswirkungen der Fehler treffen, die im Folgenden durch Simulationen quantitativ ausgewertet werden. Die Einflüsse sind nummeriert und werden in diesem Abschnitt mit E1 bis E4 referenziert:

- E1 Je größer die Steigung, desto größer ist der Einfluss der Messunsicherheiten auf den Gesamtfehler eines Reflexionspunkts $\sigma_{\text{tot},i}$ (Gl. 4.15). Daraus ergibt sich ein größerer Fehler in der Bestimmung der Steigung S' und C' .
- E2 Der Fehler bei der Bestimmung der Steigung S' ist gerade bei einer geringen Aufspreizung $\Lambda(\theta)$ deutlich größer als die Bestimmung des Parameters C' (Achsenabschnitt). Dies geht aus der Kovarianzmatrix (Gl. 4.13) hervor.
- E3 Ist $\mu(\theta) \neq 0$ ergeben sich die Parameter C' und S' aus der Transformation (Gl. 4.40). Mit steigendem $\mu(\theta)$ nimmt der Anteil von C' an C ab, bis er bei $\mu(\theta) = 90^\circ$ dem Parameter S' (Steigung) entspricht. Umgekehrt nimmt für S' , der Anteil S' ab, bis er bei $\mu(\theta) = 90^\circ$ dem Parameter C' (Achsenabschnitt) entspricht.
- E4 Mit zunehmender Steigung nimmt der Bias-Fehler bei den Schätzern ohne EIV-Kompensation aufgrund des Dämpfungsfaktors (Gl. 4.14) proportional zu S' zu.

In Abb. 4.14 und Abb. 4.15 sind jeweils zwei Schnitte für $\alpha = 0$ durch die Fehlerverteilung in Abb. 4.11 (P8 zu P7) dargestellt. Angewendet auf das Einführungsbeispiel entspricht dies einem Ziel-Fahrzeug, das sich direkt auf den Sensor zubewegt oder sich entfernt. Nach den bestimmten Abhängigkeiten des vorangegangenen Abschnitts entspricht der Ausschnitt P8 zu P7 exakt P6 zu P9 für den jeweils anderen Parameter. Das entspricht bei dem Einführungsbeispiel einem querenden Fahrzeug ($\alpha = 90$). Zu beachten ist, dass in diesem Fall $\mu(\theta)$ in den Abbildungen gespiegelt werden muss.

Aus Gleichung (4.40) folgt direkt, dass der RMSE und Bias bei $\mu(\theta) = 45^\circ$ für beide Parameter annähernd gleich groß ist. Für zwei ausgewählte Azimutbereiche ($\mu(\theta) = 45^\circ, 90^\circ$) wird in Abb. 4.16 die Abhängigkeit von der Aufspreizung $\Lambda(\theta)$ dargestellt.

Bias

Ein signifikanter Bias-Fehler tritt nur für die Schätzverfahren LSQ und wLSQ auf, die eine EIV-Problematik nicht berücksichtigen (siehe Abb. 4.14 und Abb. 4.15). Die in diesem Abschnitt getroffenen Aussagen beziehen sich nur auf diese beiden Schätzer. Allgemein ergibt sich der Bias-Fehler aus einem systematischen Fehler bei der Bestimmung der Steigung im erfassten Azimutbereich, wie in Abschnitt 4.4.2 beschrieben. Ist die Steigung im erfassten Bereich Null (für $\mu(\theta) = 0$) sind beide Verfahren erwartungstreu, da die Messunsicherheit im Winkel keinen Einfluss hat (E4). Für $\mu(\theta) \neq 0$ ergibt sich ein Bias-Fehler, der sich anhand von Gleichung (4.40) auf C und S verteilt (E3).

Für C (Abb. 4.14 (a)) ergibt sich bei einer Verschiebung des Azimutbereichs zu Beginn ein geringer Anstieg des Bias-Fehlers. Der Grund ist die langsame Zunahme der Steigung (sinusförmig) und der geringe Einfluss der Steigung (E3). Beide Effekte nehmen mit größer werdendem Abstand zu, so dass der Bias-Fehler ab einem Abstand von etwa $\mu(\theta) = 30^\circ$ stark zunimmt und das Maximum bei $\mu(\theta) = 90^\circ$ erreicht. Hier entspricht C der lokalen Steigung, die zudem mit v den maximalen Wert aufweist (E1,E3).

Für S (Abb. 4.15 (a)) ergibt sich bei einer Verschiebung des Azimutbereichs ein Anstieg des Bias-Fehlers. Dies geschieht durch die Zunahme der lokalen Steigung (E4) und damit verbunden des systematischen Fehlers. Mit zunehmendem Abstand hat die Steigung S' einen immer geringeren Einfluss auf S , so dass auf den Anstieg bis etwa $\mu(\theta) = 45^\circ$ ein Rückgang zu einer erwartungstreuen Schätzung $\mu(\theta) = 90^\circ$ folgt (E3). An dieser Stelle entspricht S der erwartungstreuen Schätzung von C' .

Für eine größere Aufspreizung nimmt der Anteil des Bias-Fehlers am RMSE immer weiter ab (z. B. in Abb. 4.16 (a,b,c)). Dies kann durch die theoretische Berechnung

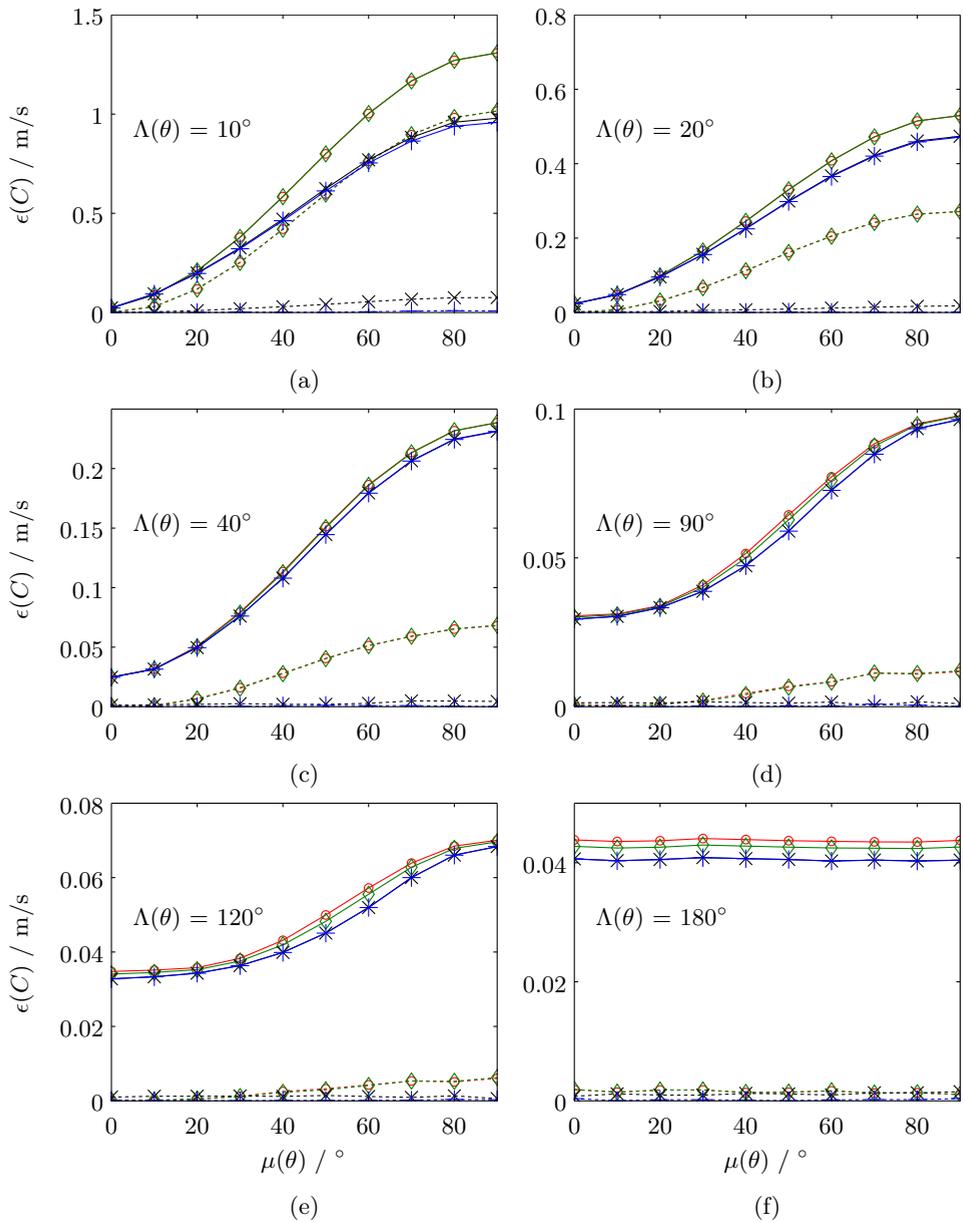


Abbildung 4.14: Bias (---) und RMSE (—) bei der Bestimmung von C für LSQ (o), wLSQ (\diamond), ODR (x), ODRc (+) mit $v = 10$ m/s und $\alpha = 0^\circ$ in Abhängigkeit von $\mu(\theta)$ und $\Lambda(\theta)$ (P8 zu P7); Identischer Verlauf wie von P6 zu P9 für S mit gespiegelter $\mu(\theta)$ -Achse und $\alpha = \pi/2$

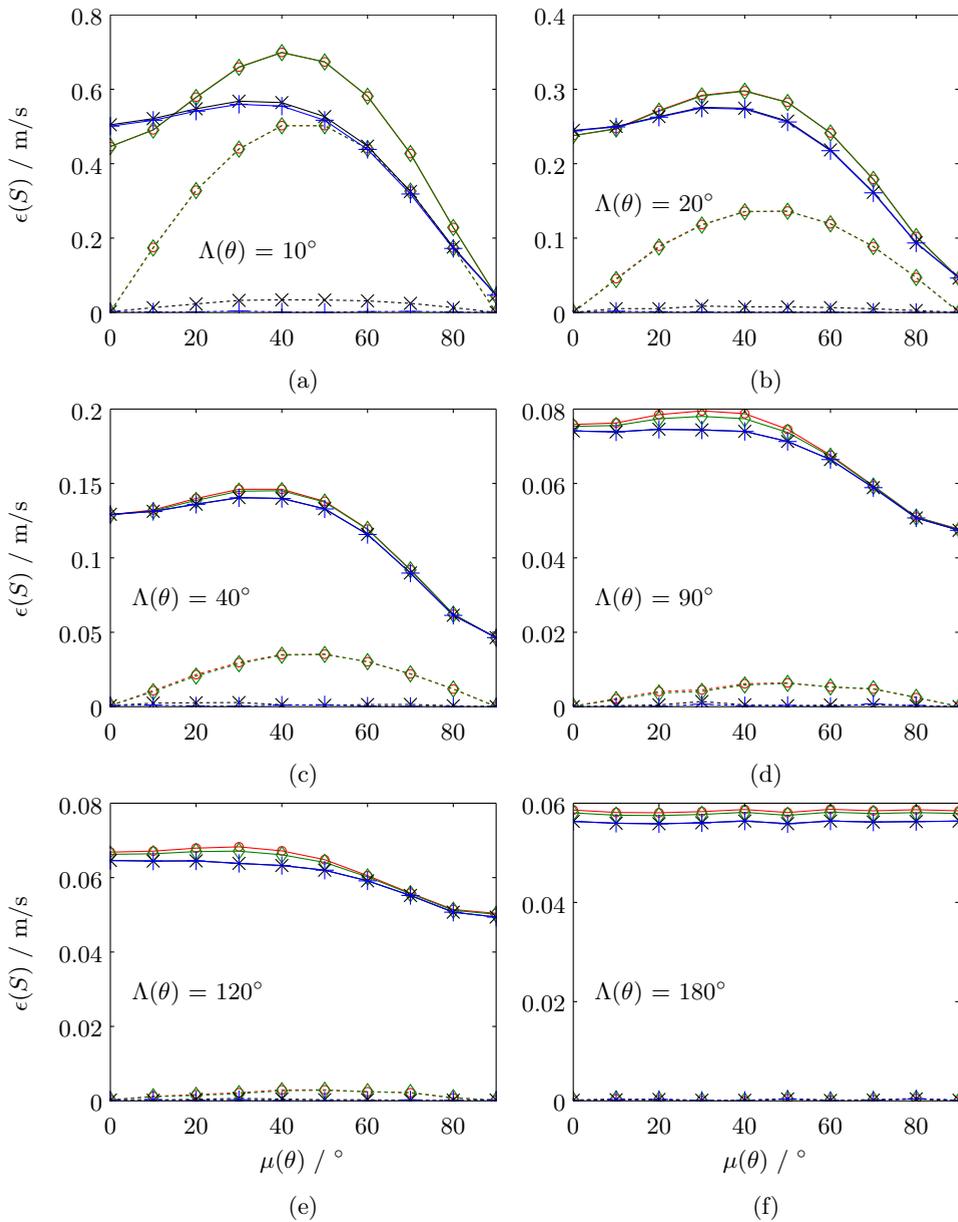


Abbildung 4.15: Bias (---) und RMSE (—) bei der Bestimmung von S für LSQ (o), wLSQ (\diamond), ODR (x), ODRc (+) mit $v = 10$ m/s und $\alpha = 0^\circ$ in Abhängigkeit von $\mu(\theta)$ und $\Lambda(\theta)$ (P8 zu P7); Identischer Verlauf wie von P6 zu P9 für C mit gespiegelter $\mu(\theta)$ -Achse und $\alpha = \pi/2$

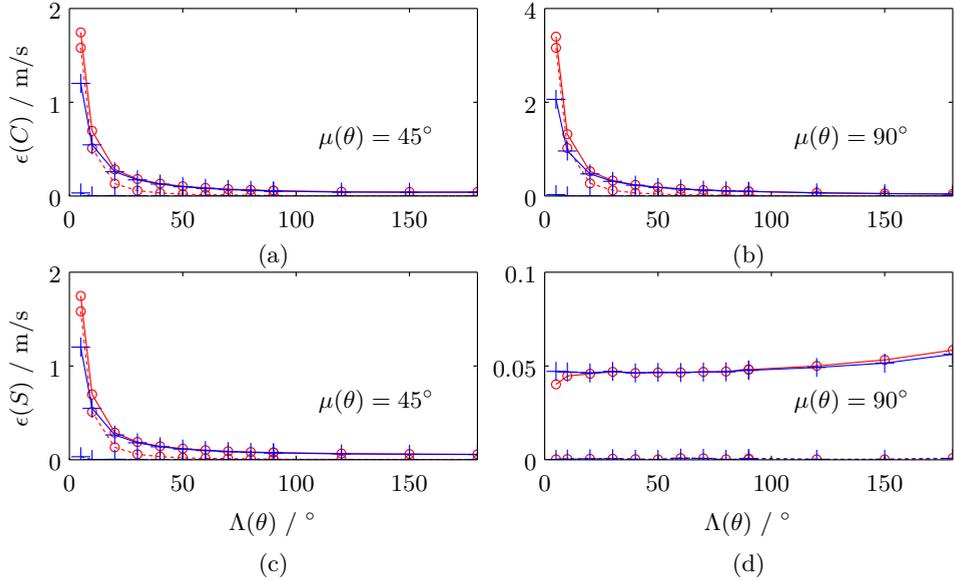


Abbildung 4.16: Bias (---) und RMSE (—) für LSQ (o) und ODRc (+) in Abhängigkeit von der Aufspreizung $\Lambda(\theta)$ für $\alpha = 0$ ((a),(c) entsprechen P8 und (b),(d) P7)

des Bias-Fehlers durch Umformung aus Gleichung (4.14) gezeigt werden:

$$\mu(\hat{S}) \approx (1 - \lambda_{att})S = \frac{\sigma_\theta^2}{\sigma_\theta^2 + \sigma(\theta)^2}S \quad (4.41)$$

Aus den Ergebnissen wird deutlich, dass die Abnahme annähernd proportional zu $1/\sigma(\theta)^2$ ist. So reduziert sich der Fehler bei einer Verdopplung von $\Lambda(\theta) = 10^\circ$ auf $\Lambda(\theta) = 20^\circ$ um einen Faktor von 3.91 und bei einer Vervielfachung auf $\Lambda(\theta) = 40^\circ$ um einen Faktor 12.4. Die geringere Abnahme der Dämpfung (theoretisch 4 bzw. 16, da $\sigma_\theta^2 \ll \sigma(\theta)^2$) lässt sich dadurch erklären, dass die Annahme besteht, dass θ normalverteilt und nicht gleichverteilt ist.

Genauigkeit

Die Genauigkeit lässt sich aufgrund der erwartungstreuen Schätzung am besten bei dem ODRc-Schätzer aufzeigen. Der RMSE nimmt, wie in Abb. 4.16 (b) dargestellt, mit zunehmender Aufspreizung bei der Bestimmung der Steigung (C für $\mu(\theta) = 90^\circ$) überproportional ab (E2). Für geringe Aufspreizungen gilt die Annahme einer konstanten Steigung, daraus ergibt sich nach Gleichung (4.13) die folgende Abhängigkeit $\text{Var}(\hat{S}) \sim 1/\Lambda(\theta)^2$. Der Einfluss auf den Parameter C' (Abb. 4.16 (d)) ist gering und

	\hat{C} bzw. v^x / m/s		\hat{S} bzw. v^y / m/s	
	Bias	RMSE	Bias	RMSE
LSQ	$1.1 \cdot 10^{-2}$	$2.1 \cdot 10^{-1}$	$6.5 \cdot 10^{-2}$	$1.7 \cdot 10^{-1}$
wLSQ	$1.1 \cdot 10^{-2}$	$2.1 \cdot 10^{-1}$	$6.5 \cdot 10^{-2}$	$1.7 \cdot 10^{-1}$
ODR	$8.8 \cdot 10^{-3}$	$1.7 \cdot 10^{-1}$	$4.5 \cdot 10^{-3}$	$1.5 \cdot 10^{-1}$
ODRc	$5.0 \cdot 10^{-4}$	$1.7 \cdot 10^{-1}$	$2.0 \cdot 10^{-4}$	$1.5 \cdot 10^{-1}$

Tabelle 4.2: Untersuchung des Bias und RMSE aller Schätzer über alle Simulationen aus Abb. 4.14 und Abb. 4.15

der Fehler nimmt leicht zu. Der Grund ist, dass bei einer größeren Aufspreizung und fehlerbehafteten Steigung auch die Bestimmung des Achsenabschnitts ungenauer ist.

Als Nächstes wird der Verlauf über die Position des Azimutbereichs betrachtet. Für den Parameter C und eine geringe Aufspreizung (Abb. 4.14 (a)) nimmt der Fehler bis zu $\mu(\theta) = 90^\circ$ um einen Faktor von etwa 40 zu. Für $\Lambda(\theta) = 20^\circ$ (b) bzw. $\Lambda(\theta) = 40^\circ$ (c) ist der Faktor nur noch 20 bzw. 9.4. Dabei überlagern sich die Effekte E1 und E3. Für den Parameter S und eine geringe Aufspreizung (Abb. 4.15 (a)) ist der Fehler bis etwa $\mu(\theta) = 45^\circ$ annähernd konstant und nimmt anschließend stark ab. Der Grund für die Zunahme ist E1 und für die anschließende Abnahme E2. E2 überwiegt gegenüber E1 für große Werte von $\mu(\theta)$, so dass der Gesamtfehler sich reduziert. Der Unterschied ist mit einem Faktor von etwa 10 zwischen $\mu(\theta) = 0$ und $\mu(\theta) = 90^\circ$ deutlich geringer als für C . Der Faktor reduziert sich für $\Lambda(\theta) = 20^\circ$ (b) bzw. $\Lambda(\theta) = 45^\circ$ (c) auf 5.9 bzw. 3.0.

Bewertung der Algorithmen

Tabelle 4.2 gibt eine Übersicht über den mittleren Fehler der verschiedenen Algorithmen. Dazu werden alle Simulationen aus Abb. 4.14 und Abb. 4.15 als Grundlage verwendet.

LSQ weist sowohl für den Bias als auch für den RMSE den größten Fehler auf. Für geringe Aufspreizungen hat LSQ und wLSQ das identische Ergebnis. Mit zunehmender Aufspreizung $\Lambda(\theta)$ weisen die Messwerte unterschiedliche Varianzen $\sigma_{\text{tot},i}^2$ auf (E1), so dass es sich um ein heteroskedastisches Problem handelt. wLSQ hat dadurch eine geringere Varianz als der LSQ-Schätzer, insbesondere für v^x . Für größere Aufspreizungen nähert sich der RMSE der ODRc Lösung an. wLSQ weist dabei den identischen Bias-Fehler wie LSQ auf. ODR reduziert den Bias-Fehler signifikant. Allerdings wird dieser erst mit dem erweiterten Verfahren ODRc erwartungstreu ($< 1 \cdot 10^{-4}$ m/s).

Die beiden ODR-Schätzer reduzieren vor allem den v^y -Fehler nochmals deutlich. ODR entspricht für den RMSE annähernd der ODRc Lösung.

Auffällig bei der ODR-Lösung ist die größere Varianz im Vergleich zur LSQ-Lösung bei einer geringeren Aufspreizung, wenn die gemessenen Winkel zudem nahe am Maximum liegen (Abb. 4.15 (a)). Die Winkelunsicherheit ist aufgrund der lokalen Steigung von Null vernachlässigbar (E1), so dass es sich um ein homoskedastisches Problem handelt. Der optimale Schätzer ist in diesem Fall LSQ und wLSQ. Die ODR-Schätzer weisen einen größeren Fehler auf. Durch die diskrete Anzahl an nicht gleichmäßig über den Winkel verteilten Reflexionen, neigen die Schätzer bei einer ungünstigen Fehlerverteilung die Steigung zu überschätzen. Eine praktische Lösung wäre den LSQ-Schätzer für eine geringe Aufspreizung z.B. $< 3^\circ$ zu verwenden.

4.5.4 Messunsicherheiten

In diesem Abschnitt wird der Einfluss der Messunsicherheit des Radarsensors im Doppler und Winkel genauer untersucht. Bei einer Variation der Doppler-Messunsicherheit σ_{vD} bei einer konstanten Winkel-Messunsicherheit ($\sigma_\theta = 0.1^\circ$) ergibt sich die Fehlerverteilung aus Abb. 4.17. Es wird direkt ersichtlich, dass die Standardabweichung im Doppler keinen Einfluss auf den Bias-Fehler hat.

Liegt der erfasste Bereich des Geschwindigkeitsprofils in der Nähe des Maximums ($\mu(\theta) = 0$), ist die Doppler-Messunsicherheit direkt proportional zum RMSE. Die Messunsicherheit im Winkel hat aufgrund der Steigung von Null keinen Einfluss (E1). Für den Azimutbereich an der größten Steigung ($\mu(\theta) = 90^\circ$) überwiegt die Messunsicherheit im Winkel, so dass der Fehler für kleine Doppler-Messunsicherheiten annähernd konstant ist. Der Grund ist die Quadrierung der Fehler in Gleichung (4.15). Der projizierte Winkelfehler ($\sigma_\theta = 1^\circ$) entspricht einem Fehler im Doppler von $\sigma_{vD} = 0.17 \text{ m/s}$ (bei einer Steigung von 10 m / (s rad)). Ab diesem Punkt überwiegt der Fehler in der Dopplergeschwindigkeit und die Zunahme ist annähernd linear. Der Fehler für C lässt sich durch die Berücksichtigung der Anzahl der Reflexionspunkte unter Vernachlässigung der Krümmung mittels Gleichung (4.15) folgendermaßen abschätzen:

$$\sigma(\hat{C}) = \frac{\sigma_{\text{tot},i}}{\sqrt{N}} \approx \sqrt{\frac{\sigma_{vD}^2 + \sigma_\theta^2 \cdot \frac{df^2}{d\theta}((\hat{C}, \hat{S}), \mu(\theta))}{N}} \quad (4.42)$$

Bei Betrachtung des Einflusses der Winkel-Messunsicherheit (Abb. 4.18) ergibt sich der umgekehrte Effekt wie bei der Doppler-Messunsicherheit. Wird das Maximum ($\mu(\theta) = 0^\circ$) erfasst, überwiegt σ_{vD} und $\sigma(\theta)$ hat nur für einen großen Fehler einen geringen Einfluss. Hingegen nimmt für den Nulldurchgang ($\mu(\theta) = 90^\circ$) aufgrund der großen Steigung der Fehler für C annähernd linear zu (vgl. Gl. (4.42)).

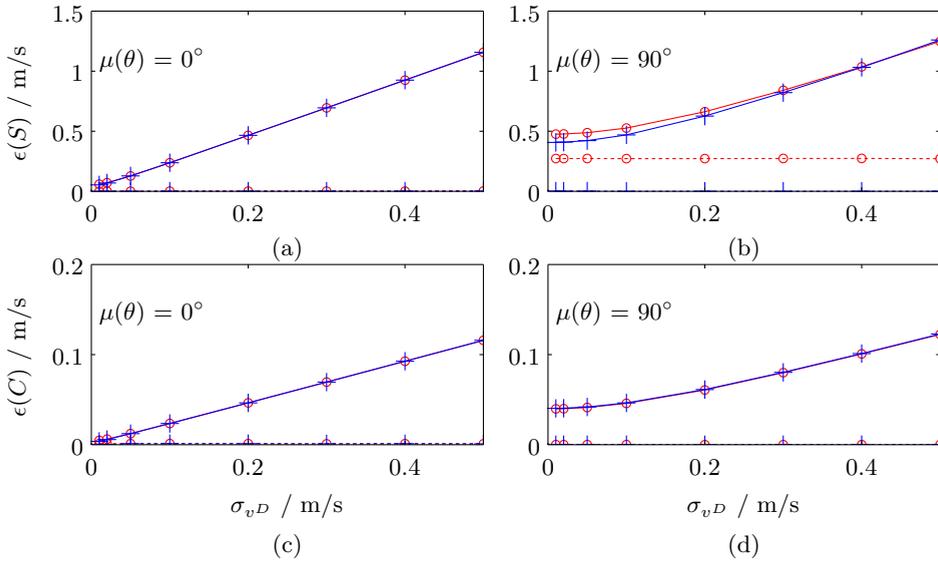


Abbildung 4.17: Bias (---) und RMSE (—) für LSQ (o) und ODRc (+) in Abhängigkeit von der Doppler-Messunsicherheit (σ_{vD})

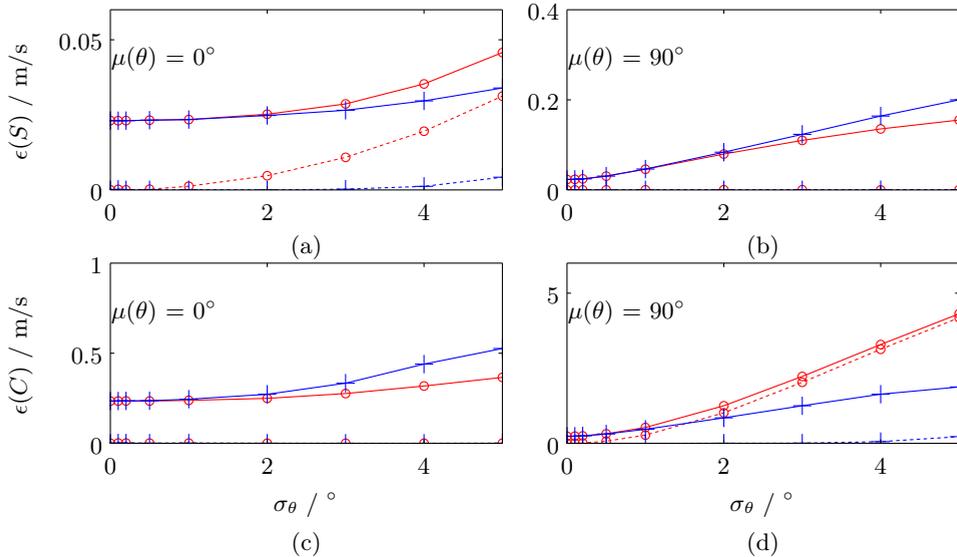


Abbildung 4.18: Bias (---) und RMSE (—) für LSQ (o) und ODRc (+) in Abhängigkeit von der Winkel-Messunsicherheit (σ_θ)

Wie in Abschnitt 4.5.3 beschreiben, wird der Bias-Fehler in der Steigung durch einen Messfehler des Winkels θ verursacht. Dies erklärt die annähernd lineare Zunahme des Bias-Fehlers für die Steigung S bei Betrachtung des Nulldurchgangs ($\mu(\theta) = 90^\circ$). Für das Maximum mit der lokalen Steigung Null entsteht dadurch theoretisch kein Bias-Fehler. Dennoch ergibt sich ein Bias-Fehler bei der Bestimmung des Achsenabschnitts C für das Maximum. Ausschlaggebend dafür ist die Krümmung. Messfehler in der Nähe des Maximums verursachen einen größeren Fehler, wenn ihre Abweichung nach außen und nicht nach innen (Richtung Ordinate) erfolgt (siehe Abb. 4.9 linker Reflexionspunkt). Die Folge ist, dass das Geschwindigkeitsprofil im Mittel nach oben gestreckt wird. Der Bias-Fehler des Parameters C hat deshalb einen positiven Wert. Aufgrund der lokalen Steigung von 0 bei $\mu(\theta) = 0$ entspricht die Standardabweichung der Doppler-Messunsicherheit σ_{vD} .

4.5.5 Anzahl der Reflexionspunkte und Amplitude

In Abb. 4.19 ist die Abhängigkeit zur Anzahl der erfassten Reflexionspunkte gezeigt. Für beide Parameter nimmt die Genauigkeit in etwa mit $1/\sqrt{N}$ ab (vgl. Gl. (4.42)). Dies gilt analog zur Bestimmung der Stichprobenvarianz (engl. 'Sample Variance'), die proportional zu $1/N$ abnimmt. Die Anzahl der Reflexionspunkte hat keinen Einfluss auf den Bias-Fehler.

Als Letztes wird die Abhängigkeit von der Amplitude des Geschwindigkeitsprofils untersucht (Abb. 4.20). Dies entspricht im Einführungsbeispiel dem Betrag der Geschwindigkeit des Fahrzeugs. Den größten Einfluss hat der Winkel-Messfehler $\sigma(\theta)$, dessen Einfluss mit steigender Amplitude direkt proportional zunimmt. Dadurch erhöht sich die Varianz der Reflexionspunkte nach Gleichung (4.15). Für $\mu(\theta) = 0^\circ$ ist die Steigung lokal Null und weist für kleine Winkel nur einen geringen Wert auf, so dass der Einfluss von σ_{vD} überwiegt. Aus diesem Grund nimmt der Fehler für beide Parameter nur geringfügig zu (Abb.4.20 (a) und (c)). Im Gegensatz dazu überwiegt bei $\mu(\theta) = 90^\circ$, durch die immer größer werdende Steigung (Steigung entspricht v), der Einfluss der Winkel-Messunsicherheit σ_θ . Der Bias verhält sich in allen Fällen analog zum RMSE.

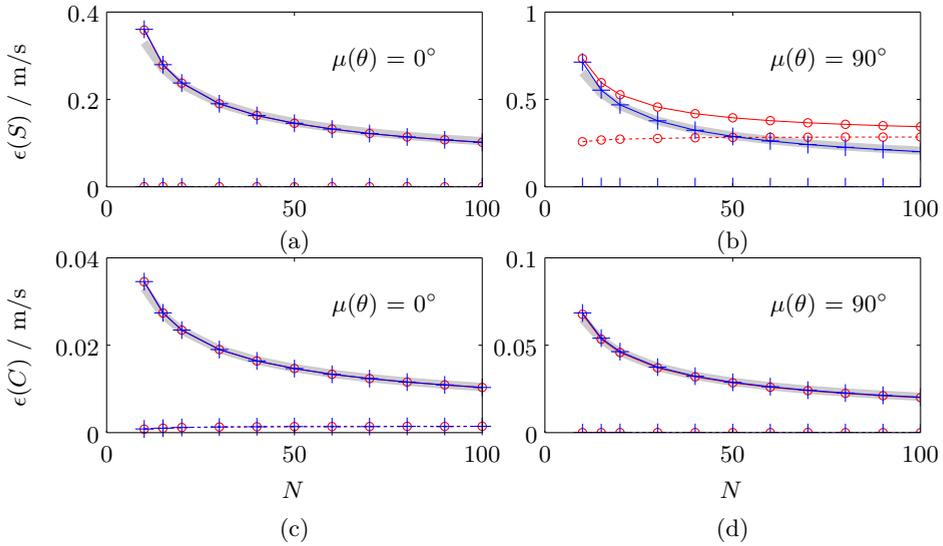


Abbildung 4.19: Bias (---) und RMSE (—) für LSQ (o) und ODRc (+) in Abhängigkeit von der Anzahl der Reflexionspunkte N und in grau (dick) eine Ausgleichskurve proportional zu $1/\sqrt{N}$

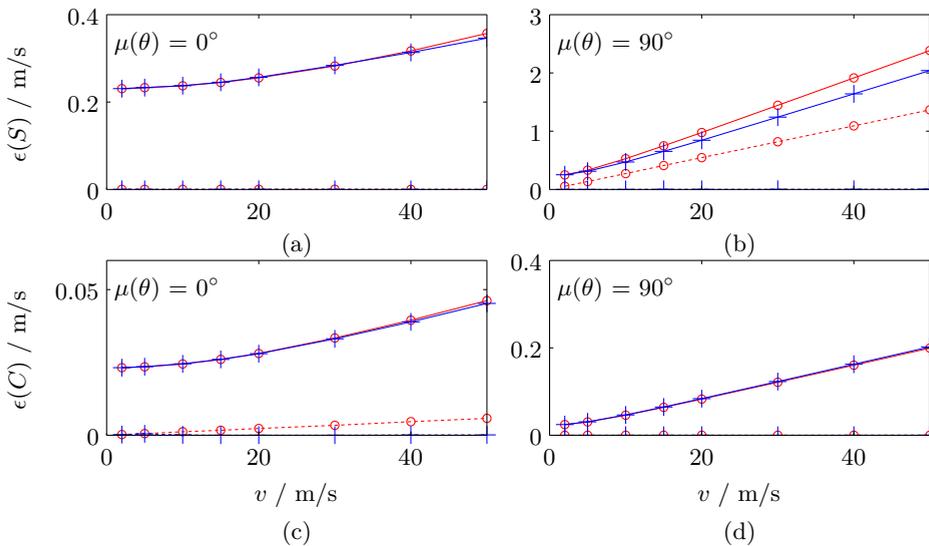


Abbildung 4.20: Bias (---) und RMSE (—) für LSQ (o) und ODRc (+) in Abhängigkeit von der Amplitude des Profils v

4.6 Zusammenfassung

In diesem Kapitel wurden Schätzer für das Geschwindigkeitsprofil hergeleitet (Abb. 4.7) und Eigenschaften des Geschwindigkeitsprofils mittels einer Simulation analysiert. Zwei Schätzer basieren auf einem linearen Gleichungssystem (LSQ und wLSQ) und weisen daher eine geringe Rechenkomplexität auf. In der Simulation wurde gezeigt, dass vor allem der wLSQ bei großen Aufspreizungen des Geschwindigkeitsprofils und einer großen Anzahl an Reflexionspunkten nur noch geringe Abweichungen zu den optimalen Schätzern (ODR) aufweist. In Kapitel 6 und 7 kann deshalb der Einsatz von wLSQ aufgrund der deutlich kürzeren Rechenzeit sinnvoll sein.

Die ODR-Schätzer sind Optimierungsprobleme, die mit der LSQ-Lösung als Startlösung beginnen. Sie sind optimale Schätzer, haben aber eine signifikant höhere Rechenzeit als LSQ und wLSQ. Um den Bias-Fehler zu reduzieren, kann mittels eines nachgelagerten Optimierungsproblems (ODRc) eine Korrektur der Parameter durchgeführt werden. Das aufwändige Verfahren bietet sich vor allem bei Objektbewegungen (Kap. 5) an. Durch die geringe Anzahl an Reflexionspunkten hält sich die Rechenzeit in Grenzen. Zudem tritt bei einer geringen Aufspreizung der größte Bias-Fehler auf (Abb. 4.16), so dass die Korrektur (ODRc) das Ergebnis nochmals deutlich verbessert.

Im zweiten Teil wurde mithilfe von Simulationen die Abhängigkeiten der geschätzten Parameter von verschiedenen Einflussfaktoren aufgezeigt. Ein Schätzer kann anhand der Messgenauigkeiten (z.B. Sensormessunsicherheiten), dem konkreten Anwendungsfall (z.B. Anzahl Reflexionspunkte, Aufspreizung etc.) und unter Berücksichtigung der verfügbaren Rechenzeit sinnvoll gewählt werden.

Kapitel 5

Bestimmung der vollständigen Objektbewegung

Mit dem Geschwindigkeitsprofil aus dem vorangegangenen Kapitel können beliebige Bewegungen ausgedehnter Objekte erfasst werden. Im Gegensatz zu der Bestimmung einer geradlinigen Bewegung im Einführungsbeispiel mit 2 Freiheitsgraden (Abb. 4.2) reichen die zwei bestimmten Parameter des Geschwindigkeitsprofils nicht aus, um den kompletten Bewegungszustand eines starren Körpers in der Ebene mit 3 Freiheitsgraden zu bestimmen. Aus diesem Grund werden mindestens zwei Radarsensoren benötigt. Erfassen beide das gleiche Objekt kann anhand der vier Parameter beider Geschwindigkeitsprofile die Bewegung direkt bestimmt werden.

5.1 Stand der Technik - Erfassen nicht-geradliniger Bewegungen

In diesem Abschnitt werden nur Verfahren vorgestellt, die durch die Hinzunahme einer Geschwindigkeitskomponente eine annähernd instantane Bestimmung der Objektbewegung ermöglichen. Tracking-Ansätze, die nur eine Änderung der Position über die Zeit betrachten, werden an dieser Stelle nicht behandelt. Für den Einsatz in FAS ist der einzige Sensor, der aufgrund seines Messprinzips direkt eine Geschwindigkeitsinformation erfasst, das Radar. Die Stereo-Kamera kann mittels Szenenfluss (engl. 'Scene Flow') eine annähernd instantane Schätzung der Geschwindigkeit vornehmen. Dazu werden mindestens zwei, in der Regel aufgrund der Robustheit allerdings deutlich mehr, aufeinanderfolgende Bilder (Frames) benötigt.

5.1.1 Stereo-Kamera

Optischer Fluss und Szenenfluss

Der optische Fluss ist die Projektion der 3D-Bewegung eines Objekts in die Bildebene der Kamera und entspricht der 2D-Verschiebung des Bildinhalts von einem zum nächsten Frame. Der Szenenfluss ist hingegen das 3D-Vektorfeld, das die Geschwindigkeitsvektoren von Punkten im dreidimensionalen Raum beschreibt [VBR⁺99]. Der Szenenfluss ordnet einem Punkt auf der Oberfläche eines Objekts einen 6D-Vektor zu. Dieser besteht aus der 3D-Position (x, y, z) und dem 3D-Bewegungsvektor (v^x, v^y, v^z) .

Für die Bestimmung des dichten Szenenflusses (engl. 'Dense Scene Flow') werden mindestens zwei Stereo-Bildpaare (4 Bilder) benötigt. Mit einer Mono-Kamera ist die Bestimmung des Szenenflusses nicht möglich [WRV⁺08].

In [WRV⁺08] wird zur Berechnung des Szenenflusses die Tiefenschätzung (3D-Position) von der Bewegungsschätzung (3D-Geschwindigkeitsvektor) entkoppelt. Auf diese Weise wird keine Konsistenz in der Tiefenschätzung über die Zeit gefordert. Die getrennte Berechnung von Bewegung und Tiefe ergibt einen signifikanten Vorteil in der Rechenzeit. Beide können mit stark auf das Problem angepassten Methoden bestimmt werden. Danach wird der optimale globale Szenenfluss durch die Minimierung einer Energiefunktion mittels Variationsmethode ermittelt. Dieser wird mit *variationaler Szenenfluss* (engl. 'Variational Scene Flow') bezeichnet. Weitere Ansätze basieren auf der zeitlichen Verschiebung von extrahierten Oberflächen im Raum oder Grauwert-Kanten (vgl. [Bar10]).

Die Bestimmung des dichten Szenenflusses weist einen hohen Rechenaufwand auf. Dies kann durch die Bestimmung des spärlichen Szenenflusses deutlich reduziert werden. Dieser Ansatz wird mit '6D-Vision' bezeichnet und bestimmt nur für eine begrenzte Anzahl an getrackten Punkten (engl. 'Features') den Szenenfluss [FRBG05]. Das Tracking wird in der Bildebene angewendet (analog zum optischen Fluss) und mit der Tiefenberechnung aus der Stereo-Kamera kombiniert. Das Ergebnis ist ein 5D-Vektor, bei dem die Bewegungskomponente parallel zu der optischen Achse des Kamerasystems unbestimmt bleibt [Bar10]. Um dennoch eine vollständige 6D-Beschreibung der Punkte im Raum zu erhalten, wird die fehlende Komponente durch eine zeitliche Filterung ermittelt. Dabei wird für jeden Punkt ein eigener Kalman-Filter aufgesetzt. In [RMWF10] wurde der Ansatz erweitert, so dass jedes Pixel unter Verwendung des dichten optischen Flusses getrackt und somit ein dichter Szenenfluss bestimmt wird ('Dense6D'). Wird anstelle des dichten optischen Flusses der dichte Szenenfluss aus [WRV⁺08] verwendet, wird dieser mit 'Varational6D' bezeichnet.

In [RMWF10] werden verschiedene Ansätze für eine synthetische Sequenz von querenden und abbiegenden Fahrzeugen (Abstand etwa 10-30 m) ausgewertet. Während der variationaler Szenenfluss einen RMSE für die Geschwindigkeitskomponenten in der Größenordnung von 10-70 m/s aufweist, ergeben sich für die Erweiterungen Dense6D und Varational6D Fehler in der Größenordnung von 0.3-2.5 m/s.

Objektbewegung

Durch den spärlichen oder dichten Szenenfluss wird jedem erfassten Punkt auf dem Fahrzeug ein Geschwindigkeitsvektor zugeordnet. Um auf den Bewegungszustand von rigiden Objekten (z. B. Fahrzeug) zu kommen, müssen die extrahierten Punkte segmentiert und aus ihren Bewegungskomponenten die Objektbewegung bestimmt werden. Auf diese Weise kann neben der Geschwindigkeit auch die Gierrate des Objekts erfasst werden. Im Folgenden werden nur Verfahren zur Bestimmung der vollständigen Fahrzeugbewegung im Kontext von FAS vorgestellt.

In [DHS02] wird der optische Fluss mit der Tiefeninformation der Stereo-Kamera kombiniert, um anschließend mittels Extended-Kalman-Filter Punkte auf dem Fahrzeug zu verfolgen. Durch eine Segmentierung werden Ausreißer, die nicht auf dem Objekt liegen, ausgeschlossen und die Bewegung des Objekts bestimmt. Dabei wird allerdings kein Objektmodell verwendet, so dass keine Bestimmung der Gierrate möglich ist.

In [BF08], [BF09] und [Bar14] ist ein Verfahren beschrieben, das auf 6D-Vision basiert und die Geschwindigkeitsinformation zum Erkennen und Verfolgen von Fahrzeugen in Bildsequenzen verwendet. Anhand der Position und Geschwindigkeit einzelner Punkte werden Objekte segmentiert und über die Zeit mit einem Kalman-Filter getrackt. Dabei wird als Objektmodell, ein Einspurmodell mit Ackermann-Bedingung verwendet, so dass das Rotationszentrum in die Zustände des Kalman-Filters integriert und geschätzt werden muss. In synthetischen Sequenzen tritt dabei eine längere Initialisierungszeit von 400-600 ms auf und bei einer Änderung der Gierrate von $12^\circ/\text{s}$ weist die Filterung eine Latenz von 400 ms auf. In [BF10] wird der Ansatz mit 'Interacting Multiple Models' (IMM) erweitert, um die Latenzzeiten bei einer nicht-geradliniger Bewegung zu verkürzen. Bei IMM gibt es mehrere verschieden parametrisierte Kalman-Filter, die parallel ein Objekt tracken und die dynamisch gewichtet werden. Eine Auswertung auf einer synthetischen Sequenz zeigt eine Reduzierung der Latenzzeit auf ca. 200-300 ms.

In [Bar10] wird neben der Bewegung und Position auch die Orientierung des Fahrzeugs bestimmt. Nach der Segmentierung wird mittels 'Iterative Closest Point Algorithm' (ICP) die Orientierung des Fahrzeugs in jedem Zeitschritt geschätzt. Durch den modellbasierten Szenenfluss wird die Bewegung zwischen zwei Bildern bestimmt. Unter Einbeziehung aller Ergebnisse wird jeweils in zwei konsekutiven Bildern die

Orientierung und Bewegung des Objekts erfasst. Auf ein Tracking und die damit verbundenen Modellannahmen wird verzichtet. Für sieben gleiche Abbiegemanöver (Dauer: 1.5 s) wurden neben der Position der Bewegungszustand mittels eines Referenzsystems bestimmt. Die Sequenzen weisen in der Orientierung einen Median-Fehler von $-2 \dots 2^\circ$ auf und der 'Median Absolute Error' (MAE) liegt in etwa bei 3° (MAE = median(|Fehler|), d.h. jeweils 50% der Messungen haben einen geringeren bzw. größeren Fehler als 3°). Der RMSE wird mit 1.8° angegeben. Die Gierrate wird direkt mittels Ableitung aus der Orientierung bestimmt und ist stark rauschbehaftet. Sie muss mit einem zusätzlichen Tiefpass gefiltert werden. Die Genauigkeit wird mit $1.2^\circ/\text{s}$ pro 50 ms Zeitschritt angegeben, d.h. die Genauigkeit ist mit einer Größenordnung von ca. $20^\circ/\text{s}$ relativ ungenau. Auch die Geschwindigkeiten sind mit einer Genauigkeit von etwa 1.2 m/s (y-Richtung) und 2.2 m/s (x-Richtung) stark rauschbehaftet.

Dynamische Belegungskarten

Ein weiterer Ansatz ([DON10], [DON11]) schätzt bei der Erstellung von Belegungskarten (engl. Grid Mapping) eine dynamische Komponente für jede belegte Zelle. Dazu wird in jeder Zelle ein Partikelfilter aufgesetzt und durch eine zeitliche Filterung ein 2D-Geschwindigkeitsvektor bestimmt. Auf diese Weise müssen keine Objekte identifiziert und über mehrere Messungen assoziiert werden. Das Verfahren erzielt für ein schräg querendes Fahrzeug (Abstand ca. 5-20 m) auf einer Freifläche abhängig von den auftretenden Geschwindigkeiten einen MAE von 0.9-2.5 m/s für die absolute Geschwindigkeit. Die Orientierung weist einen MAE von $0.5-1.0^\circ$ auf [DON11]. Die aufgrund der Initialisierung entstehende Latenzzeit wird mit ca. 500 ms angegeben [DON10]. In einem nachgelagerten Schritt werden Objekte anhand ihrer räumlichen Nähe und Kinematik segmentiert und eine mittlere Geschwindigkeit und Orientierung geschätzt. Das Erfassen von nicht-geradliniger Bewegungen und somit der Gierrate ist nicht möglich.

Vergleich mit vorgestelltem Verfahren

Das Verfahren, das in den nachfolgenden Abschnitten vorgestellt wird, ist am ehesten mit [Bar10] vergleichbar. Dieses verwendet bis auf die Modellierung des Fahrzeugs als Quader mit fest definierter Breite bei der Orientierungs- und Bewegungsschätzung keinerlei Modellannahmen. Es ist unabhängig von der Objektbewegung und verzichtet auf eine zeitliche Filterung. Der Bewegungszustand wird annähernd instantan (2 Frames) bestimmt. Allerdings werden Geschwindigkeiten und die Gierrate nur durch Ableitung der Position bzw. Orientierung bestimmt. Der Radarsensor kann diese Größen durch die Dopplergeschwindigkeit direkt messen und dadurch weist das in dieser Arbeit vorgestellte Verfahren deutlich geringere Fehler auf. Die vorgestellten Verfahren, die auf einer zeitlichen Filterung basieren (z.B. [Bar14]), weisen eine Initialisierungszeit und Latenz bei Bewegungsänderungen auf.

5.1.2 Radar und Lidar

Bei der Verwendung von hochauflösenden Radar- bzw. Lidarsensoren werden auf einem ausgedehnten Objekt mehrere Reflexionspunkte erfasst. Eine direkte Assoziation eines Reflexionspunkts in aufeinanderfolgenden Messungen ist im Gegensatz zu bildgebenden Sensoren nur schwer möglich. Bei bildgebenden Sensoren definiert der Grau- bzw. Farbwert oder eine lokale Umgebung (Kante, Ecke) ein Merkmal. Bei Radar- bzw. Lidarsensoren kann ein Reflexionspunkt nur durch den RCS bzw. durch die Intensität charakterisiert werden. Diese Merkmale weisen allerdings keinen eindeutigen Bezugspunkt relativ zu dem beobachteten Fahrzeug auf. So ist die Intensität bei einem gleichmäßig lackierten Fahrzeug für alle Reflexionspunkte in etwa gleich groß. Die RCS hängt von dem Aspektwinkel ab. Eine direkte Bestimmung des Bewegungszustands (analog zum Szenenfluss) ist deshalb bei beiden Sensoren nur schwer möglich.

Einzig durch die Datenassoziation über alle Reflexionspunkte eines Objekts kann ein Geschwindigkeitsvektor bestimmt werden. Dies gilt allerdings nur, wenn die relative Positionen der Reflexionspunkte zum Ziel-Fahrzeug in beiden Messungen identisch sind. Bei Verdeckung bzw. einer Änderung des Aspektwinkels ergeben sich systematische Fehler. In [TTWB14] und [NRL14] werden erste Ansätze vorgestellt, die dynamische Belegungskarten mit Messungen von Lidarsensoren erstellen. Diese basieren auf dem im vorangegangenen Abschnitt beschriebenen Verfahren von [DON10]. Auf diese Weise können stationäre Objekte identifiziert und die Bewegungsrichtung nicht-stationärer Objekte bestimmt werden. Dies wurde anhand experimenteller Ergebnisse gezeigt. Zur Genauigkeit und zu den Latenzzeiten werden allerdings keine Angaben gemacht.

Bei Radarsensoren wird aufgrund des Dopplereffekts zumindest die radiale Komponente des Geschwindigkeitsvektors direkt gemessen. Der vollständige Geschwindigkeitsvektor eines Reflexionspunkts kann allerdings nicht aufgelöst werden. Durch das physikalische Messprinzip der Dopplergeschwindigkeit mit einer Genauigkeit von etwa 0.05-0.3 m/s ergibt sich eine deutlich höhere Genauigkeit als bei der Verwendung des Szenenflusses. Zudem ist die Dopplergeschwindigkeit im Allgemeinen unabhängig von äußeren Einflussfaktoren, wie zum Beispiel Licht, Reflexionen oder Objektabstand.

5.1.3 Systemübersicht

Soweit dem Autor bekannt, ist das in diesem Kapitel vorgestellte Verfahren das Erste im Bereich der Fahrerassistenzsysteme, welches in einer einzelnen Messung den

vollständigen 2D-Bewegungszustand eines beliebig ausgedehnten, starren Objekts bestimmt. Im Vergleich zu gängigen, nicht-instantanen Verfahren wird komplett auf Modellannahmen, sowohl im Bezug auf das Objekt (Form) als auch auf seine Bewegung verzichtet. Mit der instantanen Bestimmung weist das Verfahren im Vergleich zu einer zeitlichen Filterung keine Initialisierungszeit und Latenz bei einer nicht-gleichförmigen Bewegung auf.

Das Verfahren basiert auf dem Geschwindigkeitsprofil, so dass es unabhängig von der exakten Position (Entfernung) ist und somit auch von der relativen Position der Reflexionspunkte zum Objekt. Um den Bewegungszustand auflösen zu können, genügt die Auswertung des Geschwindigkeitsprofils von zwei Radarsensoren. Eine Datenassoziation der Reflexionspunkte zwischen den beiden Sensoren ist nicht notwendig. Es ist ausreichend jeweils die beiden Parameter des Geschwindigkeitsprofils (C_j und S_j von M Sensoren) zu verarbeiten. Wie im nächsten Abschnitt gezeigt wird, ist es allerdings aufgrund der Robustheit und Genauigkeit von Vorteil, alle Reflexionspunkte beider Sensoren in einem gemeinsamen Ausgleichsproblem zu betrachten. Die getrennte Bestimmung der Parameter wird aus diesem Grund im Folgenden nicht mehr betrachtet.

5.2 Herleitung des Gleichungssystems

In diesem Abschnitt wird das Gleichungssystem für die Bestimmung der vollständigen Bewegung (3 DOF) eines beliebigen, ausgedehnten und rigiden Objekts hergeleitet. Dies erfolgt wiederum an dem Beispiel eines Fahrzeugs.

5.2.1 Messgleichung

Im Gegensatz zu der Messgleichung des vorangegangenen Kapitels, die im Sensorkoordinatensystem aufgestellt wurde, werden in diesem Kapitel mehrere Sensoren verwendet. Dazu muss die Messgleichung vom Sensorkoordinatensystem in ein globales Koordinatensystem transformiert werden. Dazu wird der Winkel wie in Gleichung (3.7) hergeleitet transformiert. Nach der Transformation beziehen sich die gemessenen Winkel auf das Ego-Fahrzeugkoordinatensystem. Die Messgleichung entspricht Gleichung (4.4).

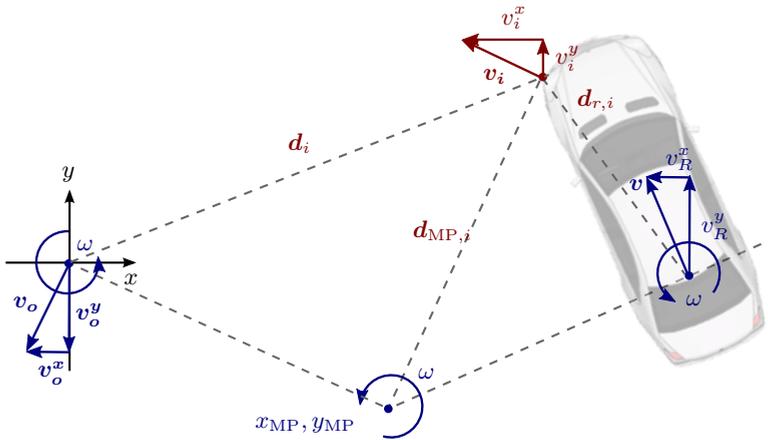


Abbildung 5.1: Darstellung des Bewegungszustands eines ausgedehnten Objekts für verschiedene Referenzpunkte (0: Ego-Fahrzeug, MP: Momentanpol, R: Rotationszentrum)

5.2.2 Relativkinematik

Die Relativkinematik beschreibt den Geschwindigkeitsvektor jedes Reflexionspunkts in Abhängigkeit von den 3 DOF eines ausgedehnten Starrkörpers. Für die eindeutige Darstellung der Bewegung gibt es mehrere Möglichkeiten, die sich durch die Wahl des Referenzpunkts unterscheiden und sich beliebig ineinander umformen lassen. Die Modelle sind in Kapitel 2.2.3 im Detail beschrieben. Einzig die Gierrate ω ist in allen Darstellungen enthalten, da sie unabhängig von der Position des Referenzpunkts für das gesamte Objekt identisch ist.

Um direkt die Horizontalgeschwindigkeit \mathbf{v} (Geschwindigkeitsvektor (v_R^x, v_R^y)) zu bestimmen, muss bei einer nicht-geradlinigen Bewegung der Mittelpunkt der Hinterachse als Referenzpunkt verwendet werden. Anhand der Radarmessung ist es schwierig einen bestimmten Referenzpunkt auf dem Objekt zu identifizieren, da die räumliche Ausdehnung von dem Radar nicht genau genug erfasst werden kann. Als Referenzpunkt wird deshalb der Ursprung des Ego-Koordinatensystems verwendet und fortan mit Referenzpunkt-Darstellung bezeichnet (Index o). Dies ermöglicht zudem eine einfache Integration in einen nachgelagerten Tracking-Algorithmus, wie in [KBK14] im Detail beschrieben. Für einen beliebigen Punkt ergibt sich aus Gleichung (2.1) :

$$\begin{bmatrix} \omega \\ v_{j,i}^x \\ v_{j,i}^y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \omega \\ -\omega y_{j,i} + v_o^x \\ \omega x_{j,i} + v_o^y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ -y_{j,i} & 1 & 0 \\ x_{j,i} & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \omega \\ v_o^x \\ v_o^y \end{bmatrix} \quad (5.1)$$

Die zweite Möglichkeit ist die Verwendung der Momentanpol-Darstellung, die in Abschnitt 2.2.2 definiert ist. Daraus ergibt sich für die Bewegung eines beliebigen Punkts aus Gleichung (2.5) die nichtlineare Gleichung:

$$\begin{bmatrix} v_{j,i}^x \\ v_{j,i}^y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\omega(y_{j,i} - y_{\text{MP}}) \\ \omega(x_{j,i} - x_{\text{MP}}) \end{bmatrix} \quad (5.2)$$

5.2.3 Systemgleichung

Mit der Systemgleichung wird eine direkte Verbindung zwischen dem Bewegungszustand (ω, v_o^x, v_o^y) bzw. $(\omega, x_{\text{MP}}, y_{\text{MP}})$ und dem Messraum $(\theta_{j,i}, v_{j,i}^D)$ hergestellt. Dazu wird der Geschwindigkeitsvektor aller Reflexionspunkte in der Messgleichung (4.4) durch die entsprechende Gleichung (5.1) bzw. (5.2) ersetzt.

Momentanpol-Darstellung

Anhand der Momentanpol-Darstellung können die Eigenschaften des Geschwindigkeitsprofils verdeutlicht werden. Für diese Darstellung ergibt sich die folgende Systemgleichung:

$$v_{j,i}^D = \begin{bmatrix} \cos(\theta_{j,i}) & \sin(\theta_{j,i}) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -\omega(y_{j,i} - y_{\text{MP}}) \\ \omega(x_{j,i} - x_{\text{MP}}) \end{bmatrix} \quad (5.3)$$

und ausmultipliziert:

$$v_{j,i}^D = -\omega(y_{j,i} - y_{\text{MP}}) \cos(\theta_{j,i}) + \omega(x_{j,i} - x_{\text{MP}}) \sin(\theta_{j,i}) \quad (5.4)$$

Durch Einsetzen der Polardarstellung für die Position des Reflexionspunkts $(x_{j,i} = x_{S,j} + r_{j,i}^S \cos(\theta))$ bzw. $y_{j,i} = y_{S,j} + r_{j,i}^S \sin(\theta)$, mit dem Abstand $r_{j,i}^S$ im Sensorkoordinatensystem und der Position des Sensors $(x_{S,j}, y_{S,j})$ vereinfacht sich die Gleichung durch das Kürzen der r^S -Terme zu:

$$v_{j,i}^D = \underbrace{-\omega(y_{S,j} - y_{\text{MP}})}_C \cos(\theta_{j,i}) + \underbrace{\omega(x_{S,j} - x_{\text{MP}})}_S \sin(\theta_{j,i}) \quad (5.5)$$

Die Gleichung, die für jeden Reflexionspunkt aufgestellt wird, hat die folgenden Eigenschaften:

1. Das Geschwindigkeitsprofil ist von der exakten Position der Reflexionspunkte entkoppelt, da es unabhängig von dem Abstand r^S ist. Unter einem Winkel θ haben alle Reflexionspunkte die gleiche Dopplergeschwindigkeit.
2. Das Geschwindigkeitsprofil hat trotz der Erweiterung für nicht-geradlinige Bewegungen zwei Parameter. Es entspricht damit weiterhin einem Kosinus mit den Parametern Phasenverschiebung und Amplitude. Der dritte Parameter des Kosinus (Frequenz $c: \sin(c \theta)$) ist durch die Abtastung im Winkel θ konstant.
3. Haben zwei Sensoren die gleiche Positionskomponente x_S bzw. y_S , dann haben sie auch den identischen Parameter S bzw. C .
4. Die beiden Parameter C und S sind identisch zu dem virtuellen Geschwindigkeitsvektor $\mathbf{v}_{S,j}$ an der Sensorposition.

Bei dem Gleichungssystem (5.5) handelt es sich durch die Multiplikation des Bewegungszustands nicht mehr um ein lineares Gleichungssystem. Die zugehörige Optimierungsaufgabe über alle Reflexionspunkte unter Beachtung des EIV-Problems aus Abschnitt 4.4 ist dadurch deutlich komplexer und rechenaufwendiger.

Eine Möglichkeit ist, die in [KBK⁺14] beschriebene Vorgehensweise, den Bewegungszustand durch C_j und S_j zu substituieren und diese anhand des linearen Gleichungssystems (4.6) zu lösen. Dafür können die in Abschnitt 4.4 beschriebenen Ansätze verwendet werden. Die bestimmten Parameter können durch Resubstitution mittels eines linearen Gleichungssystems unter Verwendung der inversen Gierrate $\omega^* = 1/\omega$ in den Bewegungszustand überführt werden. Analog dazu kann auch die Kovarianz-Matrix des Bewegungszustands durch das Gleichungssystem transformiert werden.

Mittels einer Transformation des Bezugskordinatensystems, in dem beide Sensoren auf der y -Achse liegen und damit einer der beiden Parameter identisch ist, wird eine Kopplung der Geschwindigkeitsprofile erreicht. Aufgrund der Komplexität wird zur Berechnung die Referenzpunkt-Darstellung gewählt, die im nächsten Abschnitt hergeleitet wird.

In Abb. 5.2 sind beispielhaft die Geschwindigkeitsprofile für verschiedene Bewegungen dargestellt. Ein Fahrzeug, das sich auf einer Kreisbahn bewegt (1a-1d) besitzt zu jedem Zeitpunkt das gleiche Geschwindigkeitsprofil. Obwohl das Fahrzeug in (1a) und (1d) in die entgegengesetzte Richtung fährt, liegen die Reflexionspunkte auf dem gleichen Geschwindigkeitsprofil. Zudem wird durch die Reflexionspunkte der identische Winkelbereich $\mu(\theta)$ abgedeckt. Im Vergleich zur geradlinigen Bewegung des vorangegangenen Kapitels kann keine direkte Aussage mehr aus den Parametern des Geschwindigkeitsprofils eines Sensors zur Bewegungsrichtung getroffen werden.

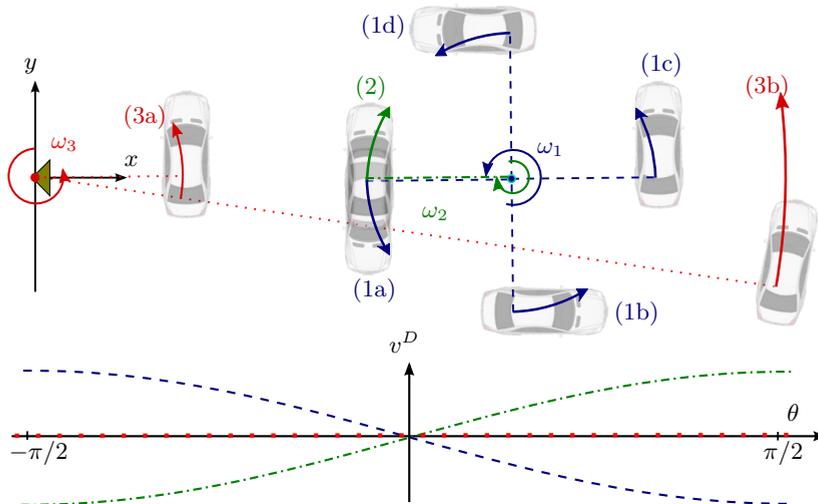


Abbildung 5.2: Beispiel für verschiedene Geschwindigkeitsprofile bei nicht-geradliniger Bewegung; Identische Gierrate und Momentanpol jeweils für die Gruppen 1 bis 3

Fährt ein Fahrzeug (2) auf der selben Kreisbahn wie (1) nur in die entgegengesetzte Richtung, haben die Parameter des Geschwindigkeitsprofil das entgegengesetzte Vorzeichen.

Liegt der Momentanpol im Sensorursprung (3), haben alle Reflexionspunkte die Dopplergeschwindigkeit 0. Für jeden Reflexionspunkt steht der entsprechende Geschwindigkeitsvektor orthogonal auf den Positionsvektor. Dieser Fall verdeutlicht die vorhandene Mehrdeutigkeit, denn ein stehendes Objekt weist das identische Geschwindigkeitsprofil auf. Aufgrund der Mehrdeutigkeiten wird ein zweiter Sensor mit einer abweichenden Position benötigt. Durch das zweite Geschwindigkeitsprofil mit einer unterschiedlichen relativen Position zum Momentanpol können Mehrdeutigkeiten aufgelöst werden.

Referenzpunkt-Darstellung

Die Referenzpunkt-Darstellung ist weniger anschaulich als die Momentanpol-Darstellung, allerdings kann der Bewegungszustand direkt in einem linearen Gleichungssystem bestimmt werden. Ebenso ist eine Kopplung der beiden Sensoren direkt in diesem Gleichungssystem möglich. Deshalb wird die Referenzpunkt-Darstellung in dieser Arbeit weiter verfolgt. Bei einem Referenzpunkt handelt es sich um einen beliebigen Punkt durch dessen Bewegungszustand die Bewegung des gesamten Fahrzeugs beschrieben wird.

Bei der Verwendung des Koordinatensystemursprungs als Referenzpunkt (Gl. 5.1) ergibt sich die folgende Systemgleichung in Matrixform:

$$v_{j,i}^D = \begin{bmatrix} 0 & \cos(\theta_{j,i}) & \sin(\theta_{j,i}) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ -y_{j,i} & 1 & 0 \\ x_{j,i} & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \omega \\ v_o^x \\ v_o^y \end{bmatrix} \quad (5.6)$$

und nach dem Ausmultiplizieren das lineare Gleichungssystem:

$$v_{j,i}^D = \begin{bmatrix} -y_{j,i} \cos(\theta_{j,i}) + x_{j,i} \sin(\theta_{j,i}) & \cos(\theta_{j,i}) & \sin(\theta_{j,i}) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \omega \\ v_o^x \\ v_o^y \end{bmatrix} \quad (5.7)$$

Durch Einsetzen der polaren Position der Reflexionspunkte, analog zum Vorgehen von Gleichung (5.4) zu (5.5), kann die Gleichung vereinfacht werden:

$$v_{j,i}^D = \begin{bmatrix} -y_{S,j} \cos(\theta_{j,i}) + x_{S,j} \sin(\theta_{j,i}) & \cos(\theta_{j,i}) & \sin(\theta_{j,i}) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \omega \\ v_o^x \\ v_o^y \end{bmatrix} \quad (5.8)$$

Die Systemmatrix $((\sum_{j=1}^M N_j) \times 3)$ verknüpft den gesuchten Bewegungszustand und die gemessenen Winkel und Dopplergeschwindigkeiten aller Reflexionspunkte von mehreren Sensoren. Zu beachten ist, dass es sich durch die gemessenen Winkel $\theta_{j,i}$ weiterhin um ein EIV-Problem handelt.

Der Referenzpunkt liegt außerhalb des Ziel-Fahrzeugs und die Horizontalgeschwindigkeit wird mit größer werdendem Abstand zum Ziel-Fahrzeug durch Geschwindigkeitskomponenten der Drehbewegung überlagert. Aus diesem Grund kann der Bewegungszustand im Ursprung des Koordinatensystems für $\omega \neq 0$ eine große Abweichung zur Bewegung des Objekts aufweisen. Allerdings kann durch die lineare Transformation von Gleichung (2.2) $\mathbf{T}_{i,o}$ die Geschwindigkeit eines beliebigen Punkts bestimmt werden. Es kann zum Beispiel wie beim Szenenfluss jedem Reflexionspunkt auf dem Fahrzeug ein 2D Geschwindigkeitsvektor zugeordnet werden.

Durch die gleiche Transformation $\mathbf{T}_{S_j,o}$ kann auch der Geschwindigkeitsvektor an der Sensorposition bestimmt werden. Dadurch ergibt sich ein Zusammenhang zum Geschwindigkeitsprofil eines Sensors (Gl. 5.5) mit den beiden Parametern C_j und S_j . Dann entspricht $v_{S,j}^x$ dem Parameter C und $v_{S,j}^y$ dem Parameter S analog zu Punkt 4 der Eigenschaften des Geschwindigkeitsprofils des vorangegangenen Abschnitts.

Für das Lösen des Gleichungssystems (5.8) kann neben dem LSQ- und wLSQ-Schätzer auch das ODR- bzw. ODRc-Verfahren angepasst werden. Bei der impliziten Formulierung (4.21) und dem einstufigen Verfahren (4.31) muss nur die Funktionsgleichung $f_i(\hat{\theta}_i, \hat{\mathbf{p}})$ durch Gleichung (5.8) ersetzt werden.

5.3 Simulation

Neben den Eigenschaften des Geschwindigkeitsprofils, die in Abschnitt 4.5 untersucht wurden, gibt es für den 2-Sensor Fall noch weitere Abhängigkeiten. Dazu zählt die Position des Objekts relativ zu beiden Sensoren, der erweiterte Bewegungszustand und Fehler bei der Kalibrierung der Sensoren. Diese Abhängigkeiten werden anhand einer Monte-Carlo-Simulation für ein Fahrzeug, das von zwei Radarsensoren erfasst wird, untersucht.

5.3.1 Simulationsübersicht

Die Aufspreizung $\Lambda(\theta)$ und Position $\mu(\theta)$ des erfassten Winkelbereichs werden im Gegensatz zum vorangegangenen Kapitel direkt anhand der Objektgeometrie (Länge l , Breite b) und Orientierung ϕ der Simulation bestimmt. Durch die Position beider Sensoren ergibt sich ein weiterer Einflussfaktor. Hier hat der Abstand der beiden Sensoren, der analog zur Stereo-Kamera mit Basisbreite bezeichnet wird, einen entscheidenden Einfluss. Zudem hat ein Fehler in der Einbauorientierung der Sensoren $\Delta\gamma_S$ einen großen Einfluss. Zu den Simulationsparametern des vorangegangenen Kapitels (Tabelle 4.1) kommen in diesem Abschnitt die Parameter aus Tabelle 5.1 hinzu. Die Bewegungsparameter sind zudem in Abb. 5.3 dargestellt. Wenn nicht in den einzelnen Abschnitten anders angegeben, werden die Parameter für alle Simulationen in diesem Kapitel verwendet. Im Standardparametersatz werden mit der Fahrgeschwindigkeit ($\phi = 0^\circ$) und dem Querverkehr ($\phi = 90^\circ$) immer zwei Szenarien betrachtet.

5.3.2 Vergleich der Algorithmen

In Tabelle 5.2 sind über beide Szenarien und alle Gierraten aus Abb. 5.4 der gemittelte Bias- und RMSE angegeben. Im Vergleich zu der geradlinigen Bewegung im vorangegangenen Kapitel nimmt vor allem die Genauigkeit bei der Bestimmung der Quergeschwindigkeit v^y stark ab. Der Fehler der Längsgeschwindigkeit v^x nimmt

Parameter	Variable	Wert	Einheit
Objektlänge	l	5	m
Objektbreite	b	2	m
x-Position	x_R	15	m
y-Position	y_R	0	m
Objektgeschwindigkeit	$ v $	10	m/s
Gierrate	ω	0	$^\circ/\text{s}$
Bewegungsrichtung (= Orientierung)	ϕ	$[0, 90]$	$^\circ$
Basisbreite (Sensorabstand)	$d_{S,12}$	1.5	m

Tabelle 5.1: Übersicht über die Simulationsparameter - nicht-geradlinige Bewegung

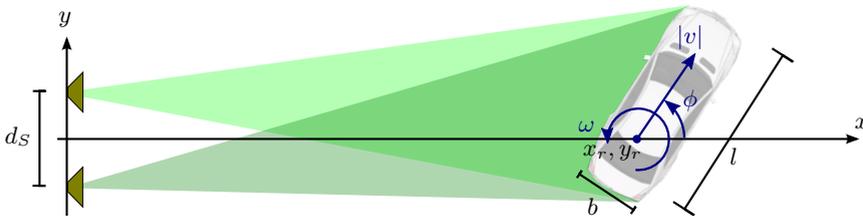


Abbildung 5.3: Übersicht über die geometrischen Parameter und den Bewegungszustand

	$\omega / ^\circ/\text{s}$		$v^x / \text{m/s}$		$v^y / \text{m/s}$	
	Bias	RMSE	Bias	RMSE	Bias	RMSE
LSQ	0.83	3.41	$0.01 \cdot 10^{-2}$	$3.32 \cdot 10^{-2}$	0.43	1.52
wLSQ	0.82	3.41	$0.01 \cdot 10^{-2}$	$3.32 \cdot 10^{-2}$	0.43	1.53
ODR	0.02	2.71	0	$3.40 \cdot 10^{-2}$	0.01	1.09
ODRc	0	2.69	0	$3.39 \cdot 10^{-2}$	0	1.08

Tabelle 5.2: Vergleich der in Kapitel 4 vorgestellten Schätzer bei der Bestimmung des vollständigen Bewegungszustands des Ziel-Fahrzeugs (gemittelt aus Folgefahrt und Querverkehr aus Abb. 5.4)

hingegen nur leicht zu. Der Grund ist, dass an der ausgewählten Position des Ziel-Fahrzeugs ($y_R = 0$) die Gierrate keinen Einfluss auf die Längsgeschwindigkeit hat. Das heißt nach Gleichung (5.5) sind die Bestimmung der Gierrate und Quergeschwindigkeit über S gekoppelt, wohingegen C der Längsgeschwindigkeit entspricht.

Analog zum vorangegangenen Kapitel ist ODRc der einzige Schätzer, der in allen Fällen eine biasfreie Lösung hat. Der RMSE von ODR und ODRc ist annähernd identisch und für ω und v^y deutlich geringer als für LSQ and wLSQ. Der Einfluss der Gewichtung (wLSQ) hat aufgrund des eingeschränkten Winkelbereichs keinen signifikanten Einfluss.

5.3.3 Bewegungszustand

Aufgrund der großen Anzahl an Einflussgrößen wird zuerst die Abhängigkeit von der Bewegungsrichtung und Gierrate untersucht. Es werden die Extremfälle identifiziert, die in den folgenden Auswertungen betrachtet werden.

In Abb. 5.4 ist die Abhängigkeit von der Bewegungsrichtung für die Folgefahrt $\phi = 0^\circ$ (a, c, e) und den Querverkehr $\phi = 90^\circ$ (b, d, f) dargestellt. Für Bewegungsrichtungen dazwischen gilt, dass sich die Gierrate, bei der sich ein minimaler Fehler in dem Bewegungszustand ergibt, dementsprechend verschiebt. Der Verlauf ausgehend von dem Minimum bleibt identisch. Die Verschiebung ist nichtlinear und das Minimum verschiebt sich von $\phi = 0$ zu $\phi = 90^\circ$ zu Beginn deutlich stärker als am Ende. Die geringsten Fehler für die Bewegungsrichtung $\phi = 0/30/60/90^\circ$ treten bei einer Gierrate von $\omega_{\min} \approx 0/20/35/40^\circ/\text{s}$ auf. Dies gilt entsprechend auch für v^x ((c) zu (d)) und v^y ((e) zu (f)). Für die weiteren Auswertungen in diesem Kapitel entspricht die Gierrate den beiden Minima ($\omega = 0/40^\circ/\text{s}$).

Die Schätzung der Gierrate und Quergeschwindigkeit (Abb. 5.4 (a),(b),(e),(f)) weist für das LSQ-Verfahren nur an einer Stelle eine biasfreie Lösung auf. Dies entspricht genau dem Erfassen des Maximums beider Geschwindigkeitsprofile (lokale Steigung 0). Für eine abweichende Gierrate nimmt der Bias-Fehler für beide Parameter linear zu. Der RMSE beider Algorithmen nimmt mit größer werdendem Abstand des erfassten Bereichs vom Maximum des Geschwindigkeitsprofils zu (analog zu dem 1 Sensor-Fall in Abb. 4.15 (b)).

Der Fehler bei der Bestimmung der Längsgeschwindigkeit in Abb. 5.4 (c),(d) nimmt mit zunehmendem Abstand des beobachteten Winkelbereichs $\mu(\theta)$ vom Maximum des Geschwindigkeitsprofils proportional zu dessen Steigung (Kosinus) zu. Der Einfluss des Messfehlers im Winkel auf $\sigma_{\text{tot},i}$ nimmt mit einer größeren Steigung zu. Dies ist

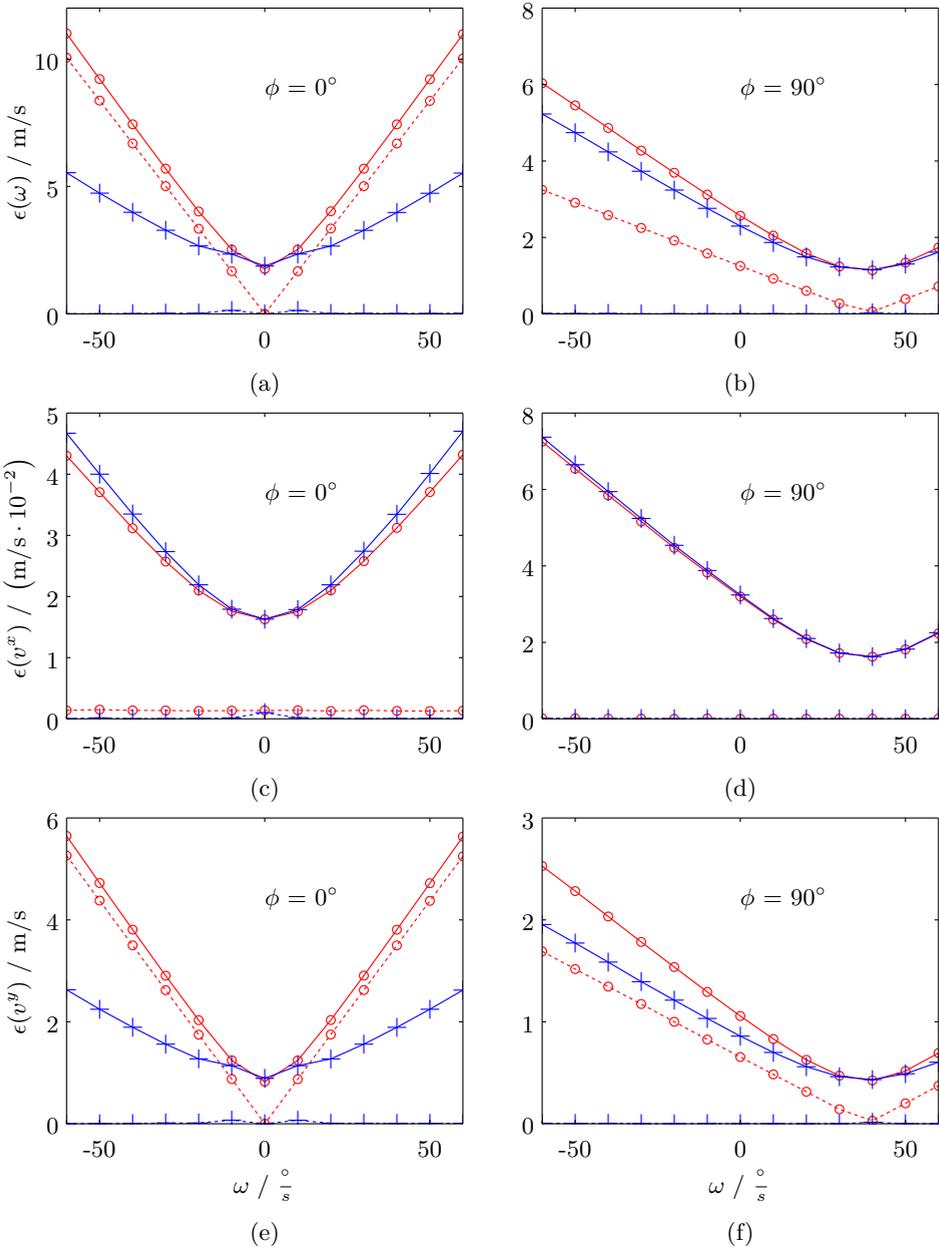


Abbildung 5.4: Bias (---) und RMSE (—) für LSQ (o) und ODRc (+) in Abhängigkeit von der Gierrate (Folgefahrt $\phi = 0^\circ$ (links) und Querverkehr $\phi = 90^\circ$ (rechts))

identisch mit dem Fall für einen Sensor aus Abb. 4.14 (b). Für den LSQ-Schätzer ergibt sich ein geringer Bias-Fehler.

Die geringe Abnahme des Fehlers von der Folgefahrt zum Querverkehr ist vorwiegend auf die größer werdende Aufspreizung $\Lambda(\theta)$ zurückzuführen. Bei dem Querverkehr wird die längere Seite des Fahrzeugs erfasst und dadurch $\Lambda(\theta)$ vergrößert (analog zu Abb. 4.16 (a)). Der Einfluss der Objektgeschwindigkeit ist identisch zu dem geradlinigen Fall (Abb. 4.20). Ist das Maximum im erfassten Winkelbereich enthalten, nimmt der Fehler nur leicht zu. Ist das Maximum außerhalb, nimmt der Fehler annähernd linear zu. Die Minima verschieben sich dementsprechend für geringe (größere) Geschwindigkeiten zu größeren (kleineren) Gierraten.

5.3.4 Einbauposition und -orientierung

Im Vergleich zur 1 Sensor-Lösung, die im Sensorkoordinatensystem bestimmt wird, muss bei zwei Sensoren ein gemeinsames Koordinatensystem verwendet werden. Neben der Basisbreite $d_{S,12}$ hat auch ein Fehler in der Einbauorientierung $\Delta\gamma_S$ einen Einfluss. Bei der geradlinigen Bewegung des vorangegangenen Kapitels resultiert ein Fehler in der Einbauorientierung direkt in dem entsprechenden Fehler in der Bewegungsrichtung. Weist die Einbauorientierung z. B. einen Fehler von 1° auf, hat auch die Bewegungsrichtung diesen Fehler. Bei einer nicht-geradlinigen Bewegung hat eine fehlerhafte Einbauorientierung einen deutlich größeren Einfluss und nicht nur auf die Bewegungsrichtung, sondern auch auf die Gierrate wie aus Abb. 5.5 hervorgeht.

Eine fehlerhafte Einbauorientierung hat keinen Einfluss auf die Standardabweichung, sondern nur auf den Bias-Fehler. Dieser nimmt mit größer werdender Abweichung linear zu. Ist kein Bias-Fehler vorhanden (z. B. wenn das Maximum des Geschwindigkeitsprofils erfasst wird), hat ein Fehler der Einbauorientierung keinen Einfluss. Allgemein ist der durch die fehlerbehaftete Einbauorientierung verursachte Bias-Fehler groß und unabhängig von dem Schätzer. Für die gewählten Simulationsparameter entspricht der Bias-Fehler der Standardabweichung bereits bei einem Fehler in der Einbauorientierung von 0.4° . Bei der Bestimmung der Gierrate ergibt sich dadurch ein systematischer Fehler in der Größenordnung von mehreren $^\circ/s$.

Ein Fehler in der Einbauorientierung wird in der Simulation nur bei einem Sensor angenommen. Weist der zweite Sensor einen Fehler in entgegengesetzter Richtung auf, entspricht der resultierende Fehler annähernd der betragsmäßigen Addition. Haben beide Sensoren einen Fehler in der Einbauorientierung mit gleichem Vorzeichen, wird der Fehler entsprechend reduziert. Bei einem identischen Fehler, weist die Gierrate keinen Bias-Fehler mehr auf. Der Geschwindigkeitsvektor ist analog zur geradlinigen

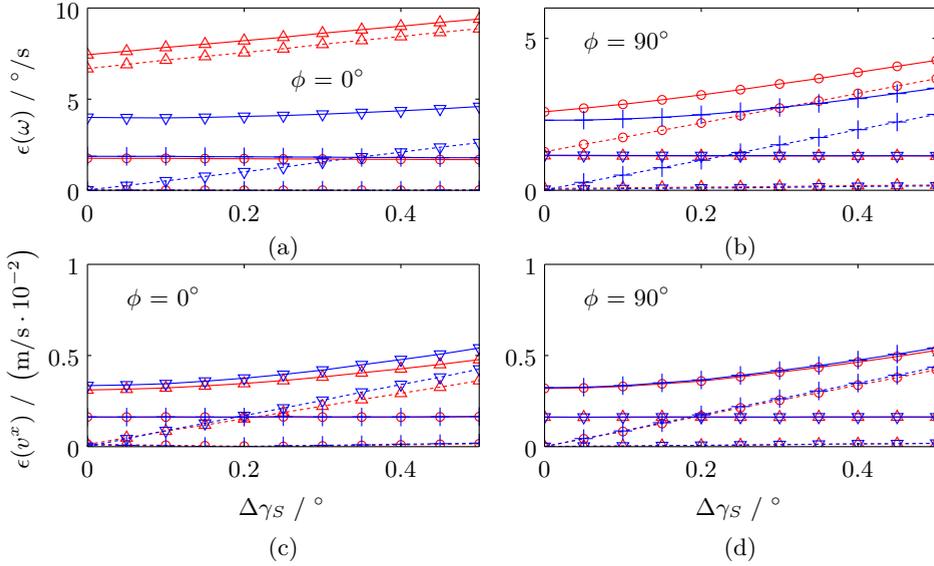


Abbildung 5.5: Bias (---) und RMSE (—) für LSQ (rot) bzw. ODRc (blau) für $\omega = 0^\circ$ (o) bzw. (+) und $\omega = 40^\circ$ (Δ) bzw. (∇) in Abhängigkeit von dem Einbauwinkelfehler eines Sensors

Bewegung nur um diesen Fehler gedreht.

Die Basisbreite hat nur einen Einfluss auf die Bestimmung der Gierrate und auf v^y und keinen Einfluss auf v^x (Abb. 5.6). Der RMSE nimmt mit zunehmender Breite überproportional stark ab (in etwa mit $\sim 1 / \sqrt{d_{S,1,2}}$). Der Bias ist über alle Messungen konstant.

5.3.5 Eigenbewegungskompensation

Die letzte Auswertung betrachtet eine fehlerbehaftete Eigenbewegungskompensation. Auf eine Darstellung der simulierten Ergebnisse wird verzichtet, da eine einfache theoretische Herleitung möglich ist. Bei der Referenzpunkt-Darstellung (Abschnitt 5.2.3) wird der Bewegungszustand des Ziel-Fahrzeugs zuerst im bewegten Koordinatensystem des Ego-Fahrzeugs bestimmt und anschließend kompensiert. Dazu wird die Gierrate und der Geschwindigkeitsvektor des eigenen Fahrzeugs in Gleichung (2.2) von dem Bewegungsvektor $[\omega \ v_o^x \ v_o^y]^\top$ subtrahiert. Weist die Eigenbewegung einen Fehler $[\Delta\omega_{\text{Ego}} \ \Delta v_{\text{Ego}}^x \ \Delta v_{\text{Ego}}^y]^\top$ auf verursacht dieser analog zu Gleichung (2.2) den folgenden Bias-Fehler im Referenzpunkt des Ziel-Fahrzeugs:

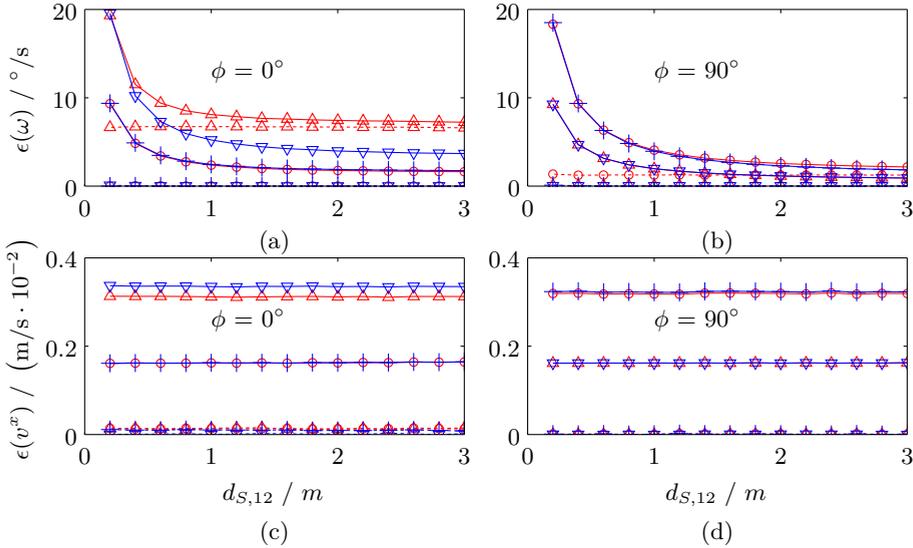


Abbildung 5.6: Bias (- -) und RMSE (—) für LSQ (rot) bzw. ODRc (blau) für $\omega = 0^\circ$ (o) bzw. ($+$) und $\omega = 40^\circ$ (Δ) bzw. (∇) in Abhängigkeit der Basisbreite $d_{S,12}$ beider Sensoren

$$\begin{bmatrix} \Delta\omega \\ \Delta v_R^x \\ \Delta v_R^y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ -y_R & 1 & 0 \\ x_R & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta\omega_{\text{Ego}} \\ \Delta v_{\text{Ego}}^x \\ \Delta v_{\text{Ego}}^y \end{bmatrix} \quad (5.9)$$

Die Gleichung verdeutlicht, dass ein Fehler in der Ego-Geschwindigkeit direkt in die Geschwindigkeit des Ziel-Fahrzeugs eingeht. Da die Geschwindigkeit des Ego-Fahrzeugs im Normalfall mit einer Genauigkeit von unter 0.1 m/s bestimmt wird, ist der verursachte Fehler sehr gering. Ein Fehler in der Ego-Gierrate hat nicht nur den entsprechenden additiven Fehler in der Gierrate des Ziel-Fahrzeugs zur Folge, sondern wirkt sich auch auf die geschätzte Geschwindigkeit des Ziel-Fahrzeugs aus. Der Fehler ist direkt proportional zu dem Abstand zwischen Ego-Fahrzeug und betrachteten Referenzpunkt auf dem Ziel-Fahrzeug.

Dies wird an einem Beispiel verdeutlicht, bei dem sich das Ziel-Fahrzeug bei (20 m, 5 m) befindet und die Ego-Gierrate einen Fehler von $1^\circ/\text{s}$ aufweist. Die bestimmte Gierrate des Ziel-Fahrzeugs hat dementsprechend auch einen Bias-Fehler von $1^\circ/\text{s}$. Zusätzlich entsteht ein Fehler in dem Geschwindigkeitsvektor des Ziel-Fahrzeugs von (0.09 m/s, 0.35 m/s). Der Fehler in den beiden Komponenten nimmt direkt proportional zu dem Abstand der jeweils anderen Dimension zu ($v_R^y \propto x_R$ und $v_R^x \propto y_R$).

Gyroskope, die im Automobilbereich eingesetzt werden, haben im Normalfall einen Fehler kleiner als $0.5^\circ/\text{s}$. Dadurch entsteht bei einer Entfernung von 60 m ein Geschwindigkeitsfehler größer als 0.5 m/s. Allerdings hat das Geschwindigkeitsprofil für diesen Abstand eine geringe Aufspreizung und damit verbunden auch eine geringere Anzahl an Reflexionspunkten, so dass mit heutigen Radarsensoren eine Bewegungsschätzung noch nicht praktikabel ist. Aus diesem Grund hat ein Fehler in der Eigenbewegungsschätzung keinen kritischen Einfluss auf die Genauigkeit des Verfahrens.

5.4 Experimentelle Ergebnisse

In diesem Abschnitt wird die vollständige Bewegungsschätzung anhand von Realdaten evaluiert. Neben einem Beispiel eines einzelnen Messzeitpunkts (Abb. 5.7), wird der zeitliche Verlauf betrachtet (Abb. 5.8) und die Genauigkeit über die gesamte Sequenz ausgewertet (Abb. 5.10). Abschließend wird die Abhängigkeit von der Aufspreizung $\sigma(\theta)$ und von der Anzahl der Reflexionspunkte untersucht (Abb. 5.11).

5.4.1 Versuchsdurchführung

Sequenz

Die betrachtete Sequenz besteht aus einem Ziel-Fahrzeug, das in Kreisen und Achten vor dem stationären Ego-Fahrzeug fährt. Um Einflüsse einer fehlerbehafteten Segmentierung auszuschließen, wird der gesamte Versuch auf einer Freifläche durchgeführt. Der Datensatz besteht aus einer 5 Minuten Sequenz mit 4500 Messungen. Es handelt sich dabei um eine dynamische Sequenz mit häufigen Wechseln der Drehrichtung, bei einer mittleren Horizontalgeschwindigkeit des beobachteten Fahrzeugs von 8 m/s und mittleren absoluten Gierrate von $45^\circ/\text{s}$. Dies entspricht einem dynamischen Szenario in der Innenstadt (z.B. Abbiegevorgang, Kreisverkehr) mit dafür relativ hoher Geschwindigkeit (etwa 30 km/h). Der Abstand der beiden Fahrzeuge variiert zwischen 15 m und 40 m. Der Aspektwinkel ist annähernd gleich verteilt. Das bedeutet, das Fahrzeug wurde im Mittel von allen Seiten gleich häufig erfasst.

Beide Fahrzeuge sind mit einem hoch genauen Referenzsystem ausgestattet. Dazu werden zwei 'Automotive Dynamic Motion Analyzer' mit D-GPS (ADMA) der Firma GeneSys eingesetzt [Gen15]. Dabei handelt es sich um eine Inertialsensorik (engl. 'Inertial Measurement Unit') (IMU), die durch ein D-GPS System unterstützt wird. Neben einer präzisen Positionsbestimmung ($< 2\text{ cm}$) erfolgt zudem eine exakte Bestim-

Parameter	Wert	Einheit
Zykluszeit	67	ms
Field of View	+/- 60	°
Bandbreite	500	MHz
Entfernungsauflösung	0.25	m
maximale Entfernung	65	m
Winkelauflösung (interp.)	1	°
Dopplerauflösung	0.25	m/s

Tabelle 5.3: Eigenschaften des Experimentalradars

mung der Geschwindigkeit (RMSE: < 0.01 m/s) und Gierrate (Winkelmessgenauigkeit RMSE $\approx 0.015^\circ$) des Ziel-Fahrzeugs. Der so bestimmte Bewegungszustand wird mit den geschätzten Geschwindigkeiten und Gierraten des vorgestellten Verfahrens verglichen.

Radarsensoren

Das Ego-Fahrzeug ist mit zwei hochauflösenden 77 GHz DBF-Radarsensoren ausgestattet, die jeweils unterhalb der Front-Scheinwerfer verbaut sind. Die Sensoren sind nach vorne ausgerichtet. Die Kalibrierung ihrer Einbauorientierung erfolgt mit dem Verfahren aus Kapitel 7.6.2. Die Basisbreite beträgt in etwa 1.4 m. Beide Sensoren sind getriggert, so dass der Messzeitpunkt annähernd identisch ist. Die Eigenschaften der Radarsensoren sind in Tabelle 5.3 zusammengefasst. Die Winkelauflösung ist dabei durch die lineare Prädiktion (Abschnitt. 3.2.2) mit einem Faktor von etwa acht interpoliert. Die Doppler-Genauigkeit verbessert sich durch eine Interpolation zwischen benachbarten Doppler-Zellen. Im Mittel werden etwa 42 Reflexionspunkte pro Sensor erfasst und die mittlere Azimut-Aufspreizung beträgt in etwa 10° .

5.4.2 Ergebnisse

Einzelmessung

In Abb. 5.7 ist beispielhaft eine einzelne Messung in etwa 20 m Entfernung dargestellt. Das Ziel-Fahrzeug befindet sich in einer Linkskurve und fährt ungefähr in positive y -Richtung. Der geschätzte Momentanpol liegt annähernd auf der Verlängerung der Hinterachse. Die Bewegung ist an den Sensorpositionen und am Referenzpunkt des eigenen Fahrzeugs dargestellt. Dadurch, dass sich der Momentanpol zwischen

Ego- und Ziel-Fahrzeug befindet, zeigt der Geschwindigkeitsvektor an dieser Position entgegen der eigentlichen Bewegungsrichtung.

Der vergrößerte Ausschnitt in Abb. 5.7 (b) zeigt deutlich, dass sich Front und Heck des Ziel-Fahrzeugs unterschiedlich bewegen und in etwa auf Höhe der Hinterachse der Geschwindigkeitsvektor parallel zur Fahrzeugorientierung ist. In den Abb. 5.7 (c)-(d) ist das Geschwindigkeitsprofil dargestellt. Die Aufspreizung in der Dopplergeschwindigkeit zwischen den Sensoren für $\theta = 0$ ist proportional zur Gierrate. Für eine geradlinige Bewegung wären beide Geschwindigkeitsprofile deckungsgleich. Die Anzahl der durch den RANSAC erkannten Ausreißer ist für den linken Sensor 17 von 66 Reflexionspunkten und für den rechten 18 von 64 Reflexionspunkten.

Beispielsequenz

In Abb. 5.8 ist der Bewegungszustand für den Anfang der Sequenz dargestellt. Die zugehörige Trajektorie kann Abb. 5.9 entnommen werden. Das Fahrzeug beschleunigt und biegt direkt in eine Linkskurve ein. Nachdem es $1\frac{1}{2}$ Kreise gefahren ist erfolgt ein Richtungswechsel (Sekunde 16) in eine Rechtskurve. Das Fahrzeug fährt bis zu Sekunde 29 eine Acht ab. Die Acht besteht aus zwei $\frac{3}{4}$ Kreisen und einem Richtungswechsel in der Mitte (Sekunde 23). Es wird deutlich, dass Richtungsänderungen ohne zeitliche Verzögerung erfasst werden. Aufgrund der fehlenden zeitlichen Filterung ergibt sich ein hochfrequenter Messfehler. Ein deutlich stärkeres Rauschen tritt auf, wenn nur die Fahrzeugfront bzw. -heck erfasst wird (z. B. Sekunde 5.5, 14.5, 20.5, 25). Zum einen nimmt dadurch die Aufspreizung des Geschwindigkeitsprofils ab und zum anderen wird das Maximum des Geschwindigkeitsprofils erfasst. Die erhöhte Messunsicherheit ist analog bei der Quergeschwindigkeit v^y erkennbar.

Auswertung der gesamten Sequenz

In Abb. 5.10 ist die Genauigkeit des Bewegungszustands über die gesamte Sequenz dargestellt. Die Gierrate hat einen RMSE von $5.65^\circ/\text{s}$ und einen MAE von $2.99^\circ/\text{s}$ (MAE entspricht dem Median der absoluten Fehler, d.h. 50% der Messwerte haben jeweils einen größeren bzw. kleineren Fehler). Für die Schätzung der Geschwindigkeiten im Rotationszentrum des Ziel-Fahrzeugs ergibt sich für v^x bzw. v^y ein RMSE von 0.73 m/s bzw. 2.04 m/s und ein MAE von 0.24 m/s bzw. 0.91 m/s . Die laterale Geschwindigkeit weist einen deutlich größeren Fehler auf. Dies entspricht den Ergebnissen der Simulation (Abb. 5.4).

Abschließend wird der Einfluss von zwei Parametern ausgewertet. Eine unabhängige Auswertung der einzelnen Parameter, wie in der Simulation, ist für die Sequenz nicht möglich. Die Parameter weisen untereinander eine große Abhängigkeit auf, so nimmt z. B. die Anzahl der Reflexionspunkte N mit der Aufspreizung des Geschwindigkeitsprofils $\Lambda(\theta)$ annähernd linear zu. Für jedes Grad Aufspreizung nimmt die Anzahl

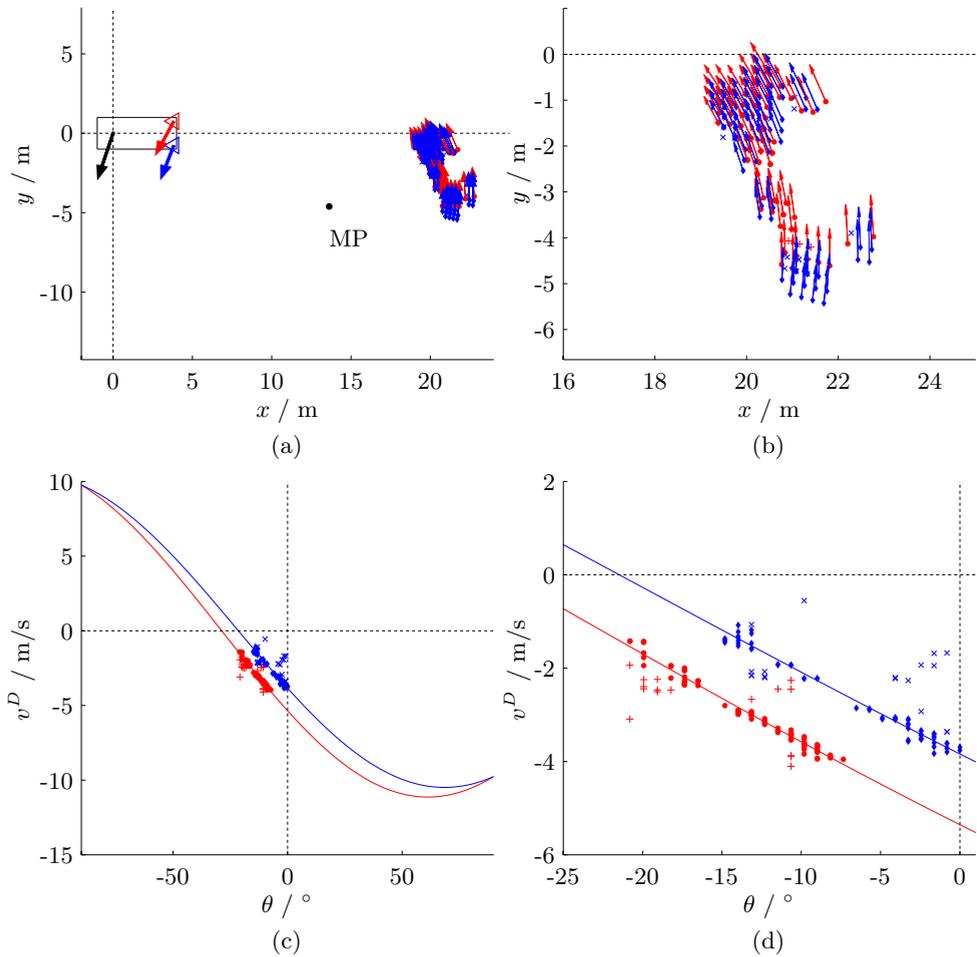


Abbildung 5.7: Beispiel für ein abbiegendes Fahrzeug für zwei Sensoren (rot bzw. blau) in der Übersicht (links) und als Ausschnitt (rechts); Räumliche Ausdehnung (oben) mit geschätzten Geschwindigkeitsvektoren aller Reflexionspunkte und Momentanpol (MP); Zusätzlich die Referenzgeschwindigkeiten an der Sensorposition und im Koordinatenursprung; Kinematische Ausdehnung (unten) mit geschätztem Geschwindigkeitsprofil und Inlier (\diamond bzw. \circ) bzw. Ausreißer ($+$ bzw. \times)

der Reflexionspunkte im Schnitt um 4.7 zu. Unterteilt man beide Parameter in gleich große Wertebereiche und bestimmt man den RMSE und MAE in diesem Bereich, ergibt sich sowohl für die Aufspreizung als auch die Anzahl der Reflexionspunkte ein überproportionaler Abfall des RMSE mit größeren Werten (Abb. 5.11). Der Verlauf ist in etwa für den gesamten Bewegungszustand identisch.

Die Auswirkung des Aspektwinkels auf den Bewegungszustand und der Einfluss der Bewegung selbst kann nicht bestimmt werden. Das Szenario besteht aus Achten und Kreisen, so dass nicht für jeden Aspektwinkel im Mittel der gleiche Bewegungszustand auftritt bzw. umgekehrt der Bewegungszustand unter allen Aspektwinkel annähernd gleich verteilt ist. Zum Beispiel findet ein Richtungswechsel (in der Mitte der Acht) im Normalfall nur direkt vor dem Ego-Fahrzeug statt. Auf eine Auswertung wurde aus diesem Grund verzichtet.

5.5 Zusammenfassung

In diesem Kapitel wurde ein Verfahren zur instantanen Bestimmung des vollständigen Bewegungszustands eines Starrkörpers in der Ebene vorgestellt. Nach Kenntnisstand des Autors ist es das erste Verfahren, das dies in einem Messzyklus ermöglicht. Zudem wird komplett auf Modellannahmen hinsichtlich der Bewegung und Objektgeometrie verzichtet. Insbesondere die Genauigkeit der Gierratenschätzung mit einem RMSE von ca. $5^\circ/\text{s}$ ist deutlich präziser als auf Stereo-Kamera basierende Ansätze. Zudem wurde auf einer hoch-dynamischen Sequenz ausgewertet. Auch die longitudinale Geschwindigkeit ist mit 0.73 m/s sehr genau, wohingegen die laterale Geschwindigkeit mit 2.0 m/s vergleichbar zu anderen Verfahren ist.

Die Genauigkeit kann zudem durch eine zeitliche Filterung noch gesteigert werden, so dass auf der gleichen Sequenz ein RMSE für die Gierrate von $3.7^\circ/\text{s}$ erreicht wird [KBK⁺16]. Der Fehler bei der Bestimmung der Geschwindigkeit reduziert sich auf 0.37 m/s .

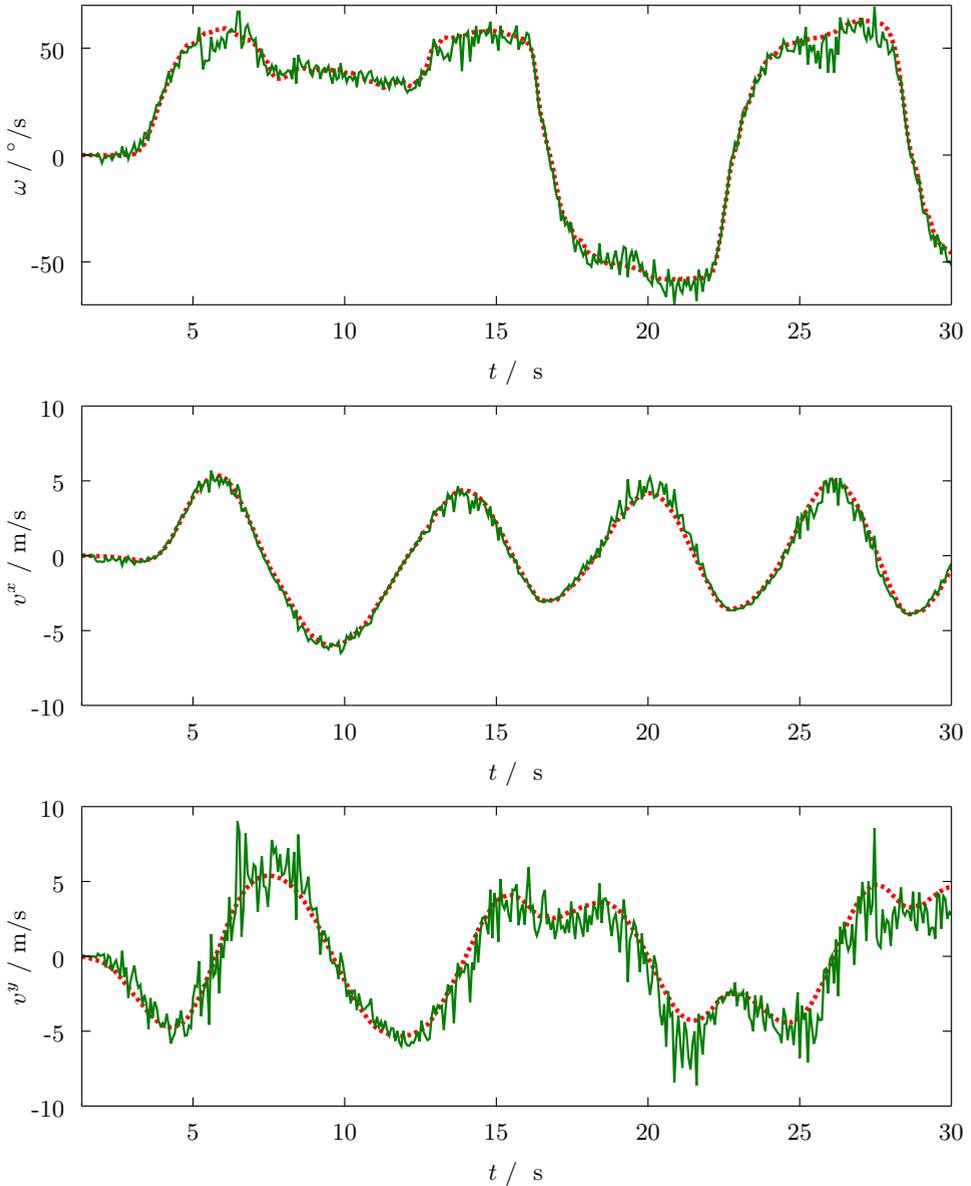


Abbildung 5.8: Fahrzeug in 15-20 m Entfernung, das ein Kreis (5-15 s) und eine Acht (15-25 s) abfährt; Geschätzte Gierrate (oben) und Geschwindigkeit v^x (mitte) und v^y (unten) (grün —) mit hoch genauer Referenz (rot - -)

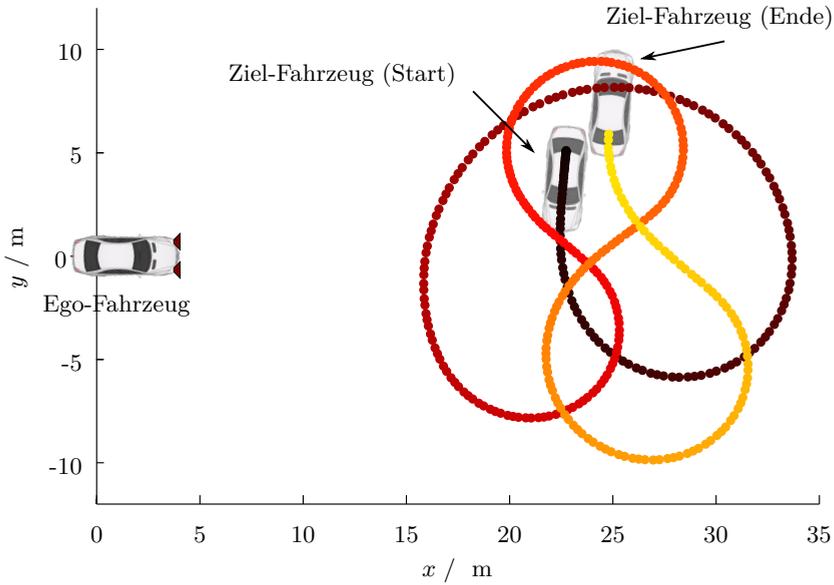


Abbildung 5.9: Trajektorie des Ziel-Fahrzeugs aus Abb. 5.8 mit farblicher Codierung der Position (Mitte-Hinterachse) über die Zeit (schwarz \rightarrow gelb)

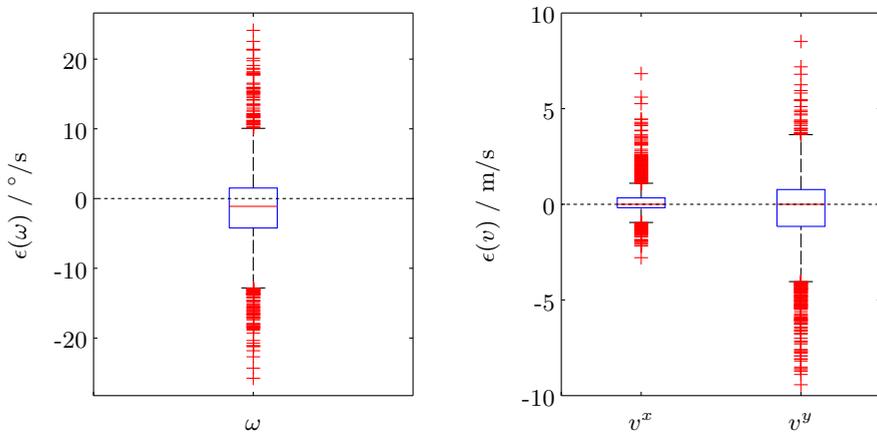


Abbildung 5.10: Genauigkeit der Gierrate (links) und der Geschwindigkeiten (rechts) über die gesamte Sequenz (4500 Messungen)

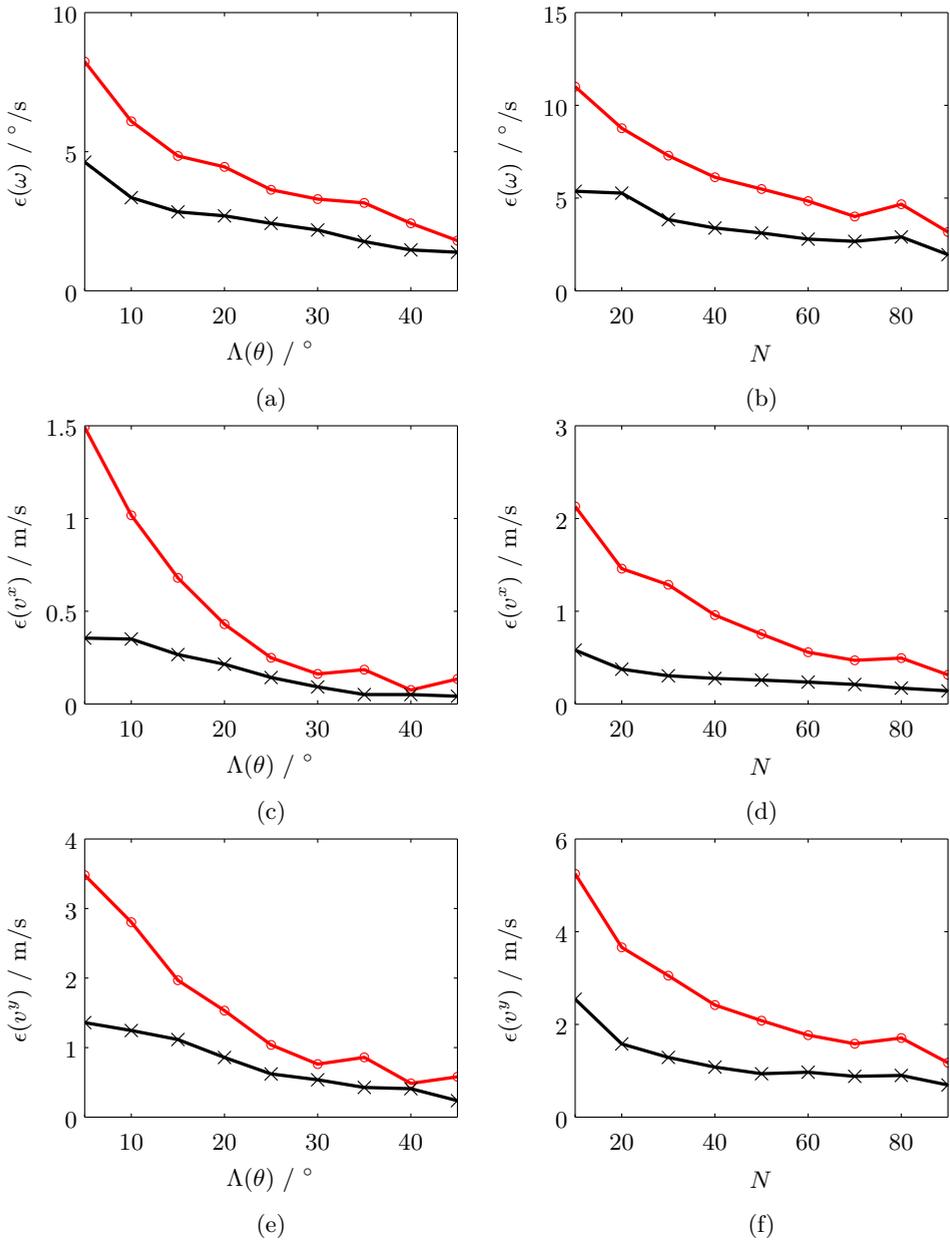


Abbildung 5.11: RMSE (o) und MAE (x) bei der Bestimmung von ω (oben), v^x (mitte) und v^y (unten) in Abhängigkeit von der Aufspreizung $\Lambda(\theta)$ und der Anzahl der Reflexionspunkte N

Kapitel 6

Bestimmung der vollständigen Eigenbewegung

Im letzten Kapitel wurde der Bewegungszustand des Ziel-Fahrzeugs bestimmt, in diesem der des Ego-Fahrzeugs. Dazu wird anhand der Bewegung der stationären Reflexionen die Eigenbewegung des Sensors bestimmt. Mit bekannter Einbauposition und -orientierung kann daraus die Fahrzeugbewegung bestimmt werden. Es wird gezeigt, dass der Ansatz auf eine beliebige Anzahl von Sensoren erweiterbar ist.

6.1 Motivation

Eine genaue Eigenbewegungsschätzung wird nicht nur in der Fahrdynamikregelung benötigt, sondern auch für eine präzise Lokalisierung. In Situationen, in denen ein GPS-Signal nicht verfügbar oder nicht präzise genug ist, kann kurzfristig durch Koppelnavigation die Position geschätzt werden. Das bedeutet eine Bestimmung der relativen Positionsänderung durch eine zeitliche Integration der Bewegung.

Für den Aufbau einer statischen Belegtheitskarte (engl. 'occupancy grid map') werden alle statischen Ziele über mehrere Messungen in eine gemeinsame Karte eingetragen. Dazu wird eine präzise Schätzung der Eigenbewegung benötigt, um die Position und Orientierung des Sensors in der Karte zu jedem Zeitpunkt zu bestimmen [BH10]. Bei einer korrekten Eigenbewegung und bei Vernachlässigung des Messfehlers liegen Messungen eines Ziels über mehrere Zeitschritte an der gleichen Stelle der Karte. Eine fehlerhafte Gierrate verursacht eine kontinuierliche Verschiebung der Messung eines Ziels. Es entstehen dadurch Artefakte in der Karte, die zum Beispiel die Bestimmung des befahrbaren Bereichs (Freiraumanalyse) erschweren.

Des Weiteren wird die Eigenbewegungsschätzung benötigt, um eine präzise Bestimmung der Bewegung anderer Verkehrsteilnehmer zu gewährleisten. So muss

der Anteil der Dopplergeschwindigkeit kompensiert werden, der durch die eigene Bewegung (Abschnitt 4.3.2) verursacht wird. Bei einer Integration der instantanen Bewegungsbestimmung in eine zeitliche Filterung (Tracking) muss zudem die Positionsverschiebung, die durch die eigene Bewegung zwischen aufeinanderfolgenden Messungen entstanden ist, korrigiert werden. Durch eine fehlerhafte Eigenbewegung wird ansonsten eine zusätzliche Geschwindigkeit bzw. Gierrate induziert. Dies erschwert eine präzise und verlässliche Bestimmung der Trajektorie und des Kollisionsrisikos mit anderen Verkehrsteilnehmern.

6.2 Stand der Technik

Das am weitesten verbreitete Verfahren zur Bestimmung der Eigenbewegung in Fahrzeugen ist die Fahrzeugodometrie. Diese wird in dieser Arbeit wie folgt definiert:

Definition 25 (Fahrzeugodometrie)

Mit (Fahrzeug-) Odometrie (engl. 'Odometry') wird die Kombination von Bewegungssensoren bezeichnet, deren Ziel es ist, den Bewegungszustand des Fahrzeugs zu bestimmen. Die Raddrehzahlsensoren (Odometer) werden zusätzlich mit Beschleunigungssensoren und Gyroskopen fusioniert.

Diese Sensoren verfügen über eine hohe Kurzzeitgenauigkeit, sind günstig und haben kurze Messzyklen. Allerdings unterliegen alle Systeme systematischen Fehlern (Bias- oder Skalierungsfehler), die im Detail in Abschnitt 7.2.3 beschrieben werden. In diesem Abschnitt werden nur Verfahren vorgestellt, die den Bewegungszustand direkt und berührungslos anhand der Bewegung des Sensors relativ zur Umgebung erfassen. Dieser Ansatz basiert auf *Geschwindigkeit-über-Grund Sensoren* (engl. 'speed-over-ground sensors') [SCPH93].

6.2.1 Kamerabasierte Verfahren

Mit dem Begriff visuelle Odometrie (engl. 'visual odometry') wird ein Verfahren bezeichnet, das die Eigenbewegung einer Kamera anhand einer Sequenz von Bildern erfasst [NNB04]. Dabei werden Merkmale in aufeinanderfolgenden Bildern gesucht und ihre Verschiebung über mehrere Bilder getrackt (engl. 'structure-from-motion'). Abschließend wird durch eine Ausgleichsrechnung die Bewegung der Kamera ermittelt. Durch den Einsatz von Stereo-Kameras kann die Position von Merkmalen als 3D-Punkte im Raum beschrieben und mittels ICP in aufeinanderfolgenden Bildern identifiziert werden. In den meisten Fällen weist ein Stereo-Verfahren eine deutlich höhere Genauigkeit auf als ein Mono-Verfahren [Bad07]. Kamerabasierte Verfahren

bestimmen direkt die Positionsverschiebung und die Rotation, so dass im Stand der Technik meist nur eine Genauigkeit für diese Größen angegeben wird. Die Geschwindigkeit und Gierrate werden meist nicht geschätzt und daher fehlen die entsprechenden Genauigkeiten.

6.2.2 Radarbasierte Verfahren

In diesem Abschnitt werden nur radarbasierte Verfahren beschrieben, die annähernd instantan die Eigenbewegung eines Fahrzeugs oder Roboters schätzen können. 'Simultaneous Localization And Mapping' (SLAM) und auf Landmarken basierende Verfahren werden nicht betrachtet (z. B. [CD99], [DNC⁺01], [RFC⁺07], [VGC⁺13]). Diese Verfahren bestimmen die relative bzw. absolute Position mit den Nachteilen Initialisierungszeit und Speicherung großer Datenmengen. Die Verfahren basieren größtenteils auf 360°-Radarsensoren (z. B. [RFM10]), deren Anwendung im kommerziellen FAS-Bereich aufgrund der Montage auf dem Dach nicht realisierbar ist. Durch das eingeschränkte Sichtfeld verdeckter verbauter Radarsensoren reduziert sich die Genauigkeit dieser Verfahren signifikant.

Fahrbahnradare

Bereits 1978 wurde im Landwirtschaftsbereich 10 GHz Doppler Radare verwendet, um die Längsgeschwindigkeit von Traktoren zu schätzen [STMT78], allerdings mit einer sehr geringen Update-Rate von 10 s. Der erste Ansatz mit einer höheren Update-Rate von 0.25 s [FH85] erreichte bereits eine Genauigkeit abhängig von der Geschwindigkeit und Messzeit von unter 1% (24 GHz Radar). Dabei werden ein oder mehrere Radarsensoren so am Fahrzeug angebracht, dass sie auf den Boden gerichtet sind. Durch Auswertung der gemessenen Dopplergeschwindigkeit unter dem Montagewinkel ergibt sich die Sensorgeschwindigkeit.

Dieses Verfahren hat sich über die Zeit durch alternative Antennenkonzepte, eine erweiterte digitale Signalverarbeitung und theoretische Modelle weiterentwickelt. Um einen auftretenden Nickwinkel zu kompensieren, wird gewöhnlich eine Janus-Konfiguration verwendet. Diese besteht aus zwei in entgegengesetzte Richtung ausgerichtete Antennen. In [KWD93] wurde erstmals durch die Kombination von zwei Janus-Paaren neben der longitudinalen auch die laterale Geschwindigkeit erfasst. Die Antenne wurden so angebracht, dass ihre Ausrichtung zwar immer noch in longitudinaler Richtung erfolgt, allerdings um 30 Grad auf die rechte bzw. linke Seite gedreht. In [WMH02] wird ein System mit einer großen Apertur beschrieben. Durch eine Extrapolation des erfassten Doppler-Spektrums kann die Geschwindigkeit geschätzt werden. In [Han07] und [Dyb13] sind die Entwicklungen und verschiedenen Ansätze im Detail beschrieben.

Alle Systeme unterliegen einem systematischen Fehler, da der Winkel zwischen Radarstrahl und Boden nicht exakt vermessen werden kann bzw. sich über die Zeit ändert. Weitere Einflussgrößen ergeben sich aus der Fahrzeugbewegung, dazu zählt der Wankwinkel, eine vertikale Bewegung (in z -Richtung) und eine unebene Fahrbahn [Han07], [WMH02]. Die Verfahren benötigen einen zusätzlichen Radarsensor, da keiner der aktuell verbauten Sensoren im FAS-Bereich auf den Boden gerichtet ist. Dies alles erschwert den Einsatz in FAS, so dass diese Systeme aktuell nicht im Automotive-Bereich eingesetzt werden.

Radar zur Umgebungserfassung

In [YBS09] wird im Bereich der Indoor-Lokalisierung von Robotern ein Verfahren, das auf zwei Nahbereichsradaren basiert, vorgestellt. Die beiden Sensoren sind parallel in einem Abstand von 27 cm nach vorne ausgerichtet. Es wird angenommen, dass beide Radarsensoren die Dopplergeschwindigkeit von stationären Objekten wie z. B. Wänden, Türrahmen etc. erfassen. Durch den Unterschied der gemessenen Dopplergeschwindigkeiten kann neben der Geschwindigkeit auch eine Rotation aufgelöst werden. Ohne die Verwendung von Inertialsensoren weist das System einen hohen Fehler auf (2.1 m nach einer gefahrenen Strecke von 21 m). Systematische Fehler treten zum einen durch die Keulbreite des Radarstrahls auf, wenn sich das am stärksten reflektierende Ziel nicht exakt in der Mitte des Strahls befindet, zum anderen ergibt sich eine komplett falsche Eigenbewegung, wenn ein Radar ein bewegtes Objekt erfasst. Das System hat keine Möglichkeit dies zu detektieren oder zu kompensieren. Aus diesem Grund ist der Einsatz im Automotive-Bereich mit einer Vielzahl an bewegten Objekten nicht möglich.

Wird ein 360° Radar verwendet, ergibt sich bei dem wiederholten Erfassen eines Winkels nach einer vollständigen Umdrehung eine Verschiebung. Diese Verzerrung kann verwendet werden, um die Eigenbewegung des Sensors zu erfassen [VCC12]. Dabei werden mehrere markante Punkte (Landmarken) in zwei aufeinanderfolgenden Drehungen detektiert und anhand der Verschiebungen die Sensorbewegung (Geschwindigkeit, Gierrate) rekonstruiert. Um bewegte Ziele und Fehldetektionen zu unterdrücken, wird ein RANSAC-Algorithmus verwendet.

6.2.3 Systemübersicht und Abgrenzung

In diesem Kapitel wird ein Verfahren vorgestellt, das instantan den Bewegungszustand des eigenen Fahrzeugs bestimmt. Dafür wird das gemeinsame Geschwindigkeitsprofil aller stationären Reflexionspunkte ausgewertet. Um eine zeitliche Unabhängigkeit zu gewährleisten, werden stationäre Ziele direkt anhand der Messung identifiziert und Clutter und bewegte Reflexionspunkte unmittelbar ausgeschlossen.

Im Vergleich zu kamerabasierten Verfahren wird auf eine zeitliche Assoziation der Reflexionspunkte verzichtet. Das Extrahieren von Merkmalen (engl. 'Feature Extraction') und Wiederfinden in sukzessiven Bildern wird daher nicht benötigt. Ein weiterer Vorteil radarbasierter Verfahren ist die Robustheit gegenüber Einflussfaktoren wie Dunkelheit, Nebel und Gegenlicht.

Im Vergleich zu Verfahren aus dem Stand der Technik wird dabei auf zusätzlich angebrachte Radarsensoren wie z. B. 360°-Radare auf dem Dach oder Radarsensoren, die auf den Boden gerichtet werden, verzichtet. Das Verfahren kann auf jedem beliebig angebrachten Doppler Radar ausgeführt werden. Es können daher Radarsensoren verwendet werden, die hinter der Verkleidung verbaut sind und bereits in anderen Assistenzsystemen zum Einsatz kommen.

Das eingeschränkte 2 DOF Bewegungsmodell kann mit einem Sensor und der vollständige Bewegungszustand ohne Modellannahmen nur mit mehreren Sensoren bestimmt werden. Dabei wird die größte Genauigkeit erzielt, wenn die Reflexionspunkte in einem gemeinsamen Ausgleichsproblem verarbeitet werden. Ist eine Übertragung aufgrund der Datengröße nicht möglich, kann jeder Sensor nur die zwei Parameter des Geschwindigkeitsprofils mit der zugehörigen Kovarianz-Schätzung bestimmen und übermitteln. Durch die Schätzung der Kovarianz erfolgt eine direkt Aussage über die Genauigkeit der aktuellen Schätzung, sowohl für einen Sensor, als auch für die Kombination mehrerer Sensoren.

6.3 Bestimmung der Eigenbewegung

6.3.1 Messgleichung

Bewegt sich der Sensor mit dem Geschwindigkeitsvektor $\mathbf{v}_S^S = [v_S^{S,x} \ v_S^{S,y}]^\top$, bewegen sich alle erfassten stehenden Objekte i aus Sensorsicht mit exakt diesem Geschwindigkeitsvektor $\mathbf{v}_i^S = [-v_i^{S,x} \ -v_i^{S,y}]^\top$ auf den Sensor zu. Weil nur die radiale Dopplergeschwindigkeit gemessen wird, müssen mindestens zwei stationäre Ziele unter einem unterschiedlichen Winkel erfasst werden. Dadurch lässt sich das Geschwindigkeitsprofil und damit auch die Sensorbewegung bestimmen. Allerdings reduziert sich, wie im vorangegangenen Kapitel gezeigt, der Fehler mit einer größeren Anzahl an Reflexionspunkten. Eine beispielhafte Skizze ist in Abb. 6.1 dargestellt.

Da die Reflexionspunkte einer geradlinigen Bewegung entsprechen, ist die Messgleichung und Relativkinematik für die Sensorbewegung identisch zu der im Abschnitt 4.2 beschriebenen geradlinigen Bewegung eines Objekts (Gl. (4.4) bzw. (4.2)). Aus

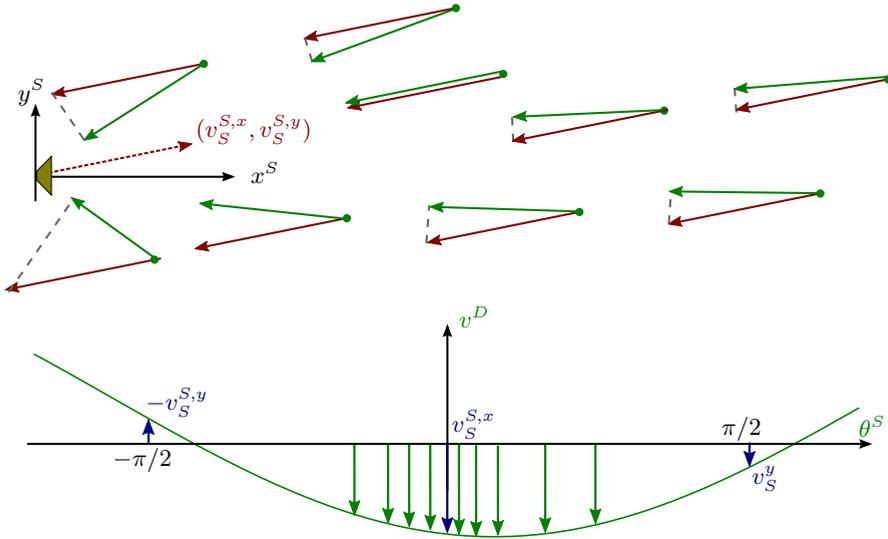


Abbildung 6.1: Bestimmung der Sensorbewegung (---) anhand der inversen Bewegung (—) stationärer Reflexionspunkte durch die Betrachtung ihres Geschwindigkeitsprofils; Variation der Dopplergeschwindigkeit in Abhängigkeit vom Azimutwinkel

diesem Grund kann die Systemgleichung für die Sensorbewegung im Ego-Fahrzeugkoordinatensystem verwendet werden:

$$-\underbrace{\begin{bmatrix} v_1^D \\ \vdots \\ v_N^D \end{bmatrix}}_{-\mathbf{v}_j^D} = \underbrace{\begin{bmatrix} \cos(\theta_1) & \sin(\theta_1) \\ \vdots & \vdots \\ \cos(\theta_N) & \sin(\theta_N) \end{bmatrix}}_{\mathbf{M}_j} \underbrace{\begin{bmatrix} v_S^x \\ v_S^y \end{bmatrix}}_{\mathbf{v}_S} \quad (6.1)$$

Die Identifizierung der stationären Reflexionspunkte erfolgt mit der Annahme, dass diese die größte Gruppe von Reflexionspunkten bilden, die exakt die gleiche Bewegung aufweisen. Dadurch können alle erfassten Reflexionspunkte in den RANSAC Algorithmus aus Abschnitt 4.3.3 übernommen werden. Der RANSAC Algorithmus gibt theoretisch immer das Geschwindigkeitsprofil zurück, das von den meisten Reflexionspunkten unterstützt wird.

Allerdings wird ein falscher Bewegungszustand bestimmt, wenn ein oder mehrere bewegte Objekte die gleiche Bewegung (3 DOF) aufweisen und diese Gruppe die größte Anzahl an Reflexionspunkten hat. Kritische Szenarien sind dabei eine komplette Verdeckung des Sensors oder wenn mehrere Fahrzeuge im Sensorbereich einen

identischen Bewegungszustand haben. Der erste Fall tritt auf z. B. bei einem entgegenkommenden / überholenden Fahrzeug und der zweite Fall z. B. auf der Autobahn in einem Stau oder bei langsamem und dichtem Verkehr.

Um diese Fälle zu vermeiden, können zwei Ansätze für eine grobe Abschätzung der Parameter des Geschwindigkeitsprofils verwendet werden. Die Bestimmung der Sensorbewegung anhand der Fahrzeugodometrie oder mittels gleitendem Median der letzten Messungen. In beiden Fällen wird diese Abschätzung mit einer Toleranzschwelle von einigen m/s versehen, die in etwa dem Messfehler der Odometrie bzw. den auftretenden maximalen Beschleunigungen zwischen den Messungen entsprechen. Der so ermittelte Bereich wird direkt in den RANSAC-Algorithmus integriert. In jeder Iteration werden zwei Reflexionspunkte gezogen und direkt verworfen, wenn die Lösung ihrer Systemgleichung außerhalb dieses Bereichs liegt.

6.3.2 Relativkinematik

Die Relativkinematik bezieht sich auf das Ego-Fahrzeugkoordinatensystem mit den Sensorpositionen $(x_{S,j}, y_{S,j})$. Für beide Fälle (2 DOF Bewegungsmodell und vollständige Bewegung) wird die Referenzpunkt-Darstellung verwendet.

Vollständige Bewegung

Um die vollständige Bewegung mit ihren 3 DOF bestimmen zu können, werden mindestens zwei Sensoren benötigt, da aus jedem Sensor nur ein 2 DOF Bewegungsvektor bestimmt werden kann. Die Bewegung des Fahrzeugs ergibt nach Gleichung (2.2) für mehrere Sensoren $j = 1 \dots M$ ein lineares Gleichungssystem:

$$\begin{bmatrix} v_{S,1}^x \\ v_{S,1}^y \\ \vdots \\ v_{S,M}^x \\ v_{S,M}^y \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} -y_{S,j} & 1 & 0 \\ x_{S,j} & 0 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ -y_{S,M} & 1 & 0 \\ x_{S,M} & 0 & 1 \end{bmatrix}}_{[B_1 \dots B_M]^\top} \begin{bmatrix} \omega \\ v_0^x \\ v_0^y \end{bmatrix} \quad (6.2)$$

Das System ist unterbestimmt, wenn beide Sensoren die gleiche Einbauposition aufweisen. Dazu müssten diese übereinander montiert sein, was in FAS nicht üblich ist. Eine eindeutige Lösung ergibt sich, wenn beide Sensoren einen gemeinsamen Einbauparameter ($y_{S,j}$ bzw. $x_{S,j}$) haben. Für alle anderen Fälle, auch mit mehr als zwei Sensoren, ist das Gleichungssystem überbestimmt und eine Schätzung erfolgt durch eine Ausgleichsrechnung.

Die Sensorbewegung ergibt sich aus einer Überlagerung des Geschwindigkeitsvektors im Koordinaten-Ursprung mit einer durch die Gierrate induzierten Geschwindigkeit. Dabei verursacht die Gierrate eine laterale bzw. longitudinale Geschwindigkeitskomponente aufgrund einer longitudinalen x_S bzw. lateralen y_S Verschiebung des Sensors.

2 DOF Bewegungsmodell

Steht nur ein Sensor zur Verfügung oder kann ausgeschlossen werden, dass es eine laterale Geschwindigkeit (Schlupf) an den Hinterrädern gibt, kann das 2 DOF Bewegungsmodell aus Tabelle 2.1 verwendet werden. Dies hat den Vorteil, dass nur zwei Parameter (Gierrate, longitudinale Geschwindigkeit) geschätzt werden müssen. In Gleichung (6.2) kann daher die laterale Geschwindigkeit v_0^y gleich 0 gesetzt und dadurch die letzte Spalte der Matrix entfernt werden:

$$\begin{bmatrix} v_{S,1}^x \\ v_{S,1}^y \\ \vdots \\ v_{S,M}^x \\ v_{S,M}^y \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} -y_{S,j} & 1 \\ x_{S,j} & 0 \\ \vdots & \vdots \\ -y_{S,M} & 1 \\ x_{S,M} & 0 \end{bmatrix}}_{[\mathbf{B}_{MO,1} \cdots \mathbf{B}_{MO,M}]^\top} \begin{bmatrix} \omega \\ v_0^x \end{bmatrix} \quad (6.3)$$

Wie schon für die vollständige Bewegung, wird die Sensorgeschwindigkeit durch eine laterale (für $x_S \neq 0$) und longitudinale (für $y_S \neq 0$) Geschwindigkeit aus der Gierrate überlagert. Für $x_S = 0$ ist das Gleichungssystem unterbestimmt und der Bewegungszustand kann nicht bestimmt werden. Dies entspricht der Anbringung auf Höhe der Hinterachse. Für den Fall, dass der Sensor sich auf der Fahrzeuglängsachse befindet ($y_S = 0$), ist die Bestimmung der Längsgeschwindigkeit und Gierrate entkoppelt.

6.3.3 Systemgleichung

Die Systemgleichung ergibt sich in beiden Fällen durch Einsetzen der Relativkinematik in die Messgleichung:

$$-\begin{bmatrix} \mathbf{v}_1^D \\ \vdots \\ \mathbf{v}_M^D \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{M}_1 \mathbf{B}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{M}_M \mathbf{B}_M \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \omega \\ v_0^x \\ v_0^y \end{bmatrix} \quad (6.4)$$

und für einen Reflexionspunkt zu:

$$-v_{i,j}^D = (-y_{S,j} \cos(\theta_{i,j}) + x_{S,j} \sin(\theta_{i,j})) \omega + \cos(\theta_{i,j}) v_0^x + \sin(\theta_{i,j}) v_0^y \quad (6.5)$$

Es handelt sich wiederum um ein EIV-Problem, auf dem die Lösungsansätze aus Abschnitt 4.4 angewendet werden. Im Gegensatz zu dem Geschwindigkeitsprofil eines Objekts ist im Normalfall der abgedeckte Winkelbereich und die Anzahl der stationären Ziele deutlich größer. Aus diesem Grund bietet sich der wLSQ-Schätzer aus Abschnitt 4.4.3 an. Durch die kurze Rechenzeit im Vergleich zu den ODR-Schätzern erfolgt bei einer großen Anzahl an Reflexionspunkten die Schätzung der Eigenbewegung in Echtzeit. Bei den zugehörigen Szenarien handelt es sich um dicht bebaute Gebiete (z. B. Innenstadt) oder um Bereiche mit starken Reflexionseigenschaften (z. B. Leitplanken). Dagegen kann es auf der Landstraße vorkommen, dass nur wenig stationäre Ziele vorhanden sind, die sich auf einen kleinen Azimutwinkel konzentrieren. Bei einer geringen Anzahl an Reflexionspunkten (z. B. < 100) sollte daher der ODR-Schätzer verwendet werden.

Alternative: Systemgleichungen auf Sensorebene

Bei dem im letzten Abschnitt vorgestellten Verfahren (Gl. 6.4) werden alle Reflexionspunkte in einem gemeinsamen Ausgleichsproblem bestimmt. Dies hat den Nachteil, dass alle Reflexionspunkte in einer zentralen Steuereinheit ausgewertet werden. Bei der Übertragung entsteht ein hohes Datenvolumen (für jeden Reflexionspunkt 2 Werte). Aktuell werden die Messdaten der Radarsensoren in der Regel mittels 'Controller Area Network' (CAN) übertragen. Dieses serielle Bussystem hat eine geringe Kapazität und Übertragungsgeschwindigkeit. In diesem Abschnitt wird deswegen noch ein alternatives Verfahren vorgestellt, welches die Sensorbewegung unabhängig auf jedem Sensor bestimmt (Gl. 6.1) und nur den Geschwindigkeitsvektor und die zugehörige Kovarianzmatrix (Gl. 4.12) an eine zentrale Einheit übermittelt (für jeden Sensor 2 Werte + 2x2 Kovarianzmatrix).

Anschließend kann aus den Sensorgeschwindigkeiten der Bewegungszustand mittels wLSQ-Schätzer (Gl. 4.16) bestimmt werden. Die Gewichtung erfolgt anhand der bestimmten Kovarianzmatrizen. Dies gilt sowohl für die vollständige Bewegung (mittels Gl. (6.2)) als auch für das 2 DOF Bewegungsmodell (mittels Gl. (6.3)):

$$\begin{bmatrix} \omega \\ v_0^x \\ v_0^y \end{bmatrix} = (\mathbf{B}_{1...M}^\top \text{cov}(\hat{\mathbf{v}}_{1...M})^{-1} \mathbf{B}_{1...M})^{-1} \mathbf{B}_{1...M}^\top \text{cov}(\hat{\mathbf{v}}_{1...M})^{-1} \hat{\mathbf{v}}_{S,1...M} \quad (6.6)$$

6.4 Simulation

6.4.1 Simulationsübersicht

Neben den allgemeinen Eigenschaften des Geschwindigkeitsprofils, die in Abschnitt 4.5 genauer untersucht wurden (z. B. Anzahl der Reflexionspunkte, Messunsicherheiten etc.), wird an dieser Stelle nur auf weitere Abhängigkeiten der Eigenbewegungsschätzung eingegangen. Darunter zählen die Position und Anordnung der Sensoren und das Verhältnis von stationären zu bewegten Reflexionspunkten bzw. zu Clutter. Die Simulationsparameter sind in Tabelle 6.1 angegeben.

Als Szenario wird der 'uni-directional square path' Benchmark-Test [BF95] modifiziert. Der ursprüngliche Test dient dazu systematische Odometrie-Fehler zu identifizieren und zu quantifizieren. Er besteht aus einer rechteckigen Trajektorie. Im Gegensatz zu einem Roboter kann ein Fahrzeug seine Bewegungsrichtung nicht im Stillstand ändern. Der Test wird deshalb so modifiziert, dass er aus 4 geradlinigen Bewegungen, je 6 s und 4 gleichförmigen Kurvenfahrten (Linkskurve) je 6 s mit $60^\circ/\text{s}$ besteht. Die Geschwindigkeit ist mit 10 m/s über die gesamte Sequenz konstant. Die Abtastfrequenz ist 20 Hz und die Anzahl der Monte-Carlo-Iterationen entspricht 1000 mal der Trajektorie (50 000 Messungen). Es wird angenommen, dass immer genau 80 stationäre Reflexionspunkte detektiert werden, die sich zufällig auf die Anzahl der vorhandenen Sensoren und im FoV der Sensoren verteilen. Die Messfehler der Sensoren sind identisch zu vorangegangenen Simulationen ($\sigma_\theta = 1^\circ$, $\sigma_v^D = 0.1 \text{ m/s}$).

6.4.2 Sensoranzahl und Schätzer

In der ersten Simulation werden verschiedene Sensorsetups für die vollständige Bewegung (3 DOF) und das 2 DOF Bewegungsmodell untersucht. Es wird angenommen, dass die Abmessungen des Ego-Fahrzeugs einer Mercedes-Benz S-Klasse (W222) entsprechen. Die Sensoren sind an allen Ecken des Fahrzeugs und mittig vorne und hinten angebracht (Front: F, Heck: R). Die Einbaupositionen sind in x -Richtung bei 3.8 m (F) bzw. -0.8 m (R) und in y -Richtung bei $\pm 0.8 \text{ m}$ und 0 m. Die Sensoren an den Ecken sind um 45° nach außen gedreht.

In Tabelle 6.2 sind die Ergebnisse für den RMSE angegeben. Zu beachten ist, dass unabhängig von der Anzahl der Sensoren, die Gesamtzahl der Reflexionspunkte konstant ist. Dies führt dazu, dass ein Setup mit einem Sensor besser sein kann als mit mehreren Sensoren. Zudem gilt allgemein, dass die Gierrate durch die Division einer Geschwindigkeit mit dem Abstand zum Sensor (Hebelarm) erfolgt. Das bedeutet, dass mit zunehmendem Abstand und bei einem konstanten Messfehler in der Geschwindigkeit sich der Fehler bei der Bestimmung der Gierrate reduziert.

Parameter	Variable	Wert	Einheit
Winkelmessunsicherheit	σ_θ	1	$^\circ$
Dopplermessunsicherheit	$\sigma_{v,D}$	0.1	m/s
Anzahl Reflexionspunkte aller Sensoren	N	80	-
Geschwindigkeit	v	10	m/s
Gierrate	ω	0 bzw. 60	$^\circ/s$
Field of View (Aufspreizung)	$\Lambda(\theta)$	± 45	$^\circ$

Tabelle 6.1: Übersicht über die Simulationsparameter für die Eigenbewegungsbestimmung

2 DOF Bewegungsmodell

Die genaueste Gierrate hat das Setup mit einem Front-Sensor, der an der kurveninneren Seite angebracht ist. Im Kurveninneren ist die absolute Geschwindigkeit geringer, so dass die Bestimmung des Geschwindigkeitsprofils genauer ist (Abhängigkeit von der absoluten Geschwindigkeit aus Abb. 4.20). Der RMSE nimmt für einen mittigen Sensor an der Front bzw. Heck um etwa 10% (F) bzw. 5% (H) und für einen Sensor auf der Außenseite der Kurve um 18% (F) bzw. 9% (H) zu. Für Front-Sensoren ist der Hebelarm um einen Faktor von 4.75 größer als für Heck-Sensoren, so dass auch die Gierrate deutlich genauer bestimmt werden kann. In der Simulation ist die Gierrate für einen mittig verbauten Sensor an der Front um einen Faktor 4.6 genauer als am Heck.

Die Längsgeschwindigkeit unterliegt dem gleichen Effekt wie die Gierrate, so dass für einen Sensor im Kurveninneren die Genauigkeit größer ist als für einen außen (F: 19%, H: 8%). Eine Ausnahme sind die mittig angebrachten Sensoren, da an dieser Stelle die Gierraten- und Geschwindigkeitsschätzung entkoppelt sind. Dadurch hat ein Fehler in der Gierrate keinen Einfluss auf die Geschwindigkeit, so dass der RMSE der Geschwindigkeit um 25% (F) bzw. 45% (H) abnimmt. Die stärkere Abnahme am Heck ist darauf zurückzuführen, dass der Fehler der Gierrate am Heck deutlich größer ist und eine Entkopplung daher einen größeren Effekt hat.

Die bestimmten Abhängigkeiten für einen Sensor gelten prinzipiell auch für mehrere Sensoren. So weisen zwei Front-Sensoren die genaueste Gierratenschätzung auf und die Kombination aus einem mittigen Front-Sensor mit einem Heck-Sensor die präziseste Geschwindigkeitsschätzung. Durch die Verwendung mehrerer Sensoren vergrößert sich der erfasste Winkelbereich $\Lambda(\theta)$ und die Fehler nehmen geringfügig ab (vgl. Abb. 4.16). Für mehrere Sensoren gilt, dass die Genauigkeit in etwa dem Mittelwert der einzelnen Sensoren entspricht. Das bedeutet auch, dass es nicht

Front			Heck			2 DOF		3 DOF		
links	mitte	rechts	links	mitte	rechts	$\epsilon(\omega)$	$\epsilon(v^x)$	$\epsilon(\omega)$	$\epsilon(v^x)$	$\epsilon(v^y)$
						$^{\circ}/s$	m/s	$^{\circ}/s$	m/s	m/s
						-	$\cdot 10^{-1}$	-	$\cdot 10^{-1}$	$\cdot 10^{-1}$
x						0.50	0.21	-	-	-
	x					0.56	0.16	-	-	-
		x				0.59	0.25	-	-	-
			x			2.45	0.27	-	-	-
				x		2.58	0.15	-	-	-
					x	2.63	0.29	-	-	-
x		x				0.54	0.22	1.98	0.28	1.13
			x		x	2.59	0.28	1.85	0.26	0.29
x			x			0.71	0.24	0.86	0.20	0.41
		x			x	0.82	0.28	0.96	0.22	0.45
	x			x		0.78	0.15	0.92	0.15	0.44
x	x	x				0.56	0.20	2.46	0.22	1.48
x		x		x		0.67	0.19	0.99	0.20	0.51
	x		x		x	0.96	0.22	0.99	0.21	0.40
			x	x	x	1.99	0.17	2.10	0.18	0.32
x		x	x		x	0.68	0.20	0.87	0.20	0.36
x	x		x	x		0.69	0.17	0.87	0.17	0.31
x	x			x	x	0.70	0.17	0.88	0.18	0.38
x	x	x		x		0.58	0.17	1.03	0.17	0.41
	x		x	x	x	0.99	0.17	1.03	0.17	0.32

Tabelle 6.2: RMSE der Eigenbewegungsschätzung für verschiedene Sensor-sets (ODRc-Schätzer); farblich codiert sind die beiden besten und schlechtesten Werte jedes Parameters und fett hervorgehoben der beste Datensatz für jede Sensoranzahl (normiert auf die bestmögliche Genauigkeit)

möglich ist eine genauere Schätzung als der beste 1 Sensor-Fall zu erzielen. In realen Anwendungen wird die Genauigkeit durch die größere Anzahl an Reflexionspunkten dennoch steigen.

Anhand der Auswertung wird nun das Sensor-Setup vorgestellt, das eine bestmögliche Schätzung beider Parameter ermöglicht (normiert auf die beste Genauigkeit über alle Setups). Bei einer praktischen Anwendung ist die bevorzugte Kurvenrichtung unbekannt. Das erste Radar wird mit $y_S = 0$ an der Front angebracht. Bei zwei Sensoren werden diese um ein mittig angebrachtes Radar am Heck ergänzt. Bei drei Radaren ist es am besten alle an der Front anzubringen und bei vier Radaren kommt ein zusätzlicher Sensor mittig am Heck hinzu.

Vollständige Bewegung

Die Gierrate ist durch den Zusammenhang in Gleichung (6.2) mit der zusätzlich geschätzten lateralen Geschwindigkeit verknüpft. Dadurch kann die Gierrate nicht mehr direkt aus der lateralen Sensorgeschwindigkeit bestimmt werden. Der RMSE der Gierrate nimmt daher für zwei Frontradare um einen Faktor 4 zu. Die Gierrate ergibt sich aus einer Abweichung von v_S^x und v_S^y für verschiedene Sensoren. Aus diesem Grund hat eine Kombination von Front- und Heckradar den geringsten Fehler. Die Geschwindigkeitskomponenten, die durch die Gierrate an den Sensorpositionen entstehen, weisen für diesen Fall ein entgegengesetztes Vorzeichen auf.

Allgemein nimmt die Genauigkeit der Gierrate durch die Bestimmung der vollständigen Bewegung stark ab und die Quergeschwindigkeit v^y weist einen größeren Fehler als v^x auf. Durch den geringen Einfluss der Gierrate bei der Bestimmung von v^x ergibt sich nur ein geringer Unterschied der Genauigkeiten zum 2 DOF Bewegungsmodell. Ein Sensor-Setup mit zwei Hecksensoren erreicht die höchste Genauigkeit für die Schätzung von v^y . Durch den geringen Abstand zur Hinterachse, hat die Gierrate nur einen geringen Einfluss auf v_S^y .

Anhand der Auswertung wird nun das Sensor-Setup vorgestellt, das eine bestmögliche Schätzung des vollständigen Bewegungszustands analog zum 2 DOF Bewegungsmodell ermöglicht. Bei zwei Radaren sollten diese mittig an Front und Heck angebracht werden und bei drei Radaren an der Front mittig und jeweils an den beiden Ecken am Heck. Für vier Sensoren besteht die beste Verteilung aus drei Heckradaren und einem mittigen Frontradar.

6.4.3 Sensorposition

Im vorangegangenen Abschnitt wurde gezeigt, dass die Position der Sensoren einen entscheidenden Einfluss auf die Genauigkeit der Verfahren hat. Aus diesem Grund

wird die laterale x_S bzw. longitudinale y_S Position variiert. Für das 2 DOF Bewegungsmodell mit einem Sensor erfolgt die Variation jeweils von der linken Ecke (Front) aus. Für die vollständige Bewegung sind die Sensoren jeweils an beiden Seiten bzw. an Heck und Front angebracht. Die Ergebnisse sind in Abb. 6.2 dargestellt.

Für das 2 DOF Bewegungsmodell mit einem Sensor gilt, dass je geringer der Abstand zur Hinterachse x_S ist, desto größer werden die Fehler für die Gierrate und Geschwindigkeit. Bei $x_S = 0$ lässt sich die Gierrate aufgrund des fehlenden Hebelarms nicht bestimmen. Für die longitudinale Geschwindigkeit v^x nimmt der Fehler mit einem größeren Abstand leicht zu. Die Geschwindigkeit wird durch die mit dem Abstand größer werdende Gierrate überlagert.

Für die Bestimmung der vollständigen Bewegung und mit einem größeren Abstand x_S nehmen die Fehler des Bewegungszustands zu. Die Fehler bei der Bestimmung von ω und v^x steigen dabei nur leicht an ($< 10\%$ bei 5 m). Dadurch, dass für die Bestimmung zwei Sensoren benötigt werden, kann für den Sonderfall $x_S = 0$ eine Gierrate aufgelöst werden. Der Einfluss der Gierrate auf v_S^x ist für Sensoren auf unterschiedlich angebrachten Seiten immer entgegengesetzt, so dass die Gierrate gut zu bestimmen ist. Dagegen steigt der Fehler bei der Bestimmung von v^y mit zunehmendem Abstand von der Hinterachse stark an (in etwa Faktor 5 bei 5 m). Durch den größeren Hebel ist auch der durch die Gierrate induzierte Geschwindigkeitsanteil größer. Der gleichbleibende v_S^y -Anteil kann dadurch immer schlechter aufgelöst werden.

Weist die Sequenz eine nicht mittelwertfreie Gierrate auf, das heißt, die Orientierungen am Anfang und Ende der Sequenz sind nicht identisch, hat die laterale Position einen Einfluss auf die Genauigkeit von v^x . Im Kurveninneren (in Abb. 6.2 für $y_S > 0$) ist die Sensorgeschwindigkeit v_S^x geringer. Dies ergibt eine höhere Genauigkeit bei der Bestimmung des Geschwindigkeitsprofils (Gl. (4.20)). Die Genauigkeit der Längsgeschwindigkeit nimmt dadurch stark zu (Faktor 1.8 bei $\Delta y = 2$ m) und ω und v^y werden genauer erfasst (10% bei $\Delta y = 2$ m).

6.4.4 Eigenbewegung

Mit zunehmender Geschwindigkeit des Ego-Fahrzeugs nimmt der Fehler bei der Bestimmung der Geschwindigkeit bzw. Gierrate linear zu, wie aus Abb. 6.3 (a) - (c) hervorgeht. Der Fehler steigt entsprechend zu C (für die Geschwindigkeit) bzw. S (für die Gierrate) aus Abb. 4.20.

Der Einfluss einer Quergeschwindigkeit v^y an der Hinterachse ist in Abb. 6.3 (rechte Seite) dargestellt. Die vollständige Bewegungsbestimmung mit zwei Sensoren kann

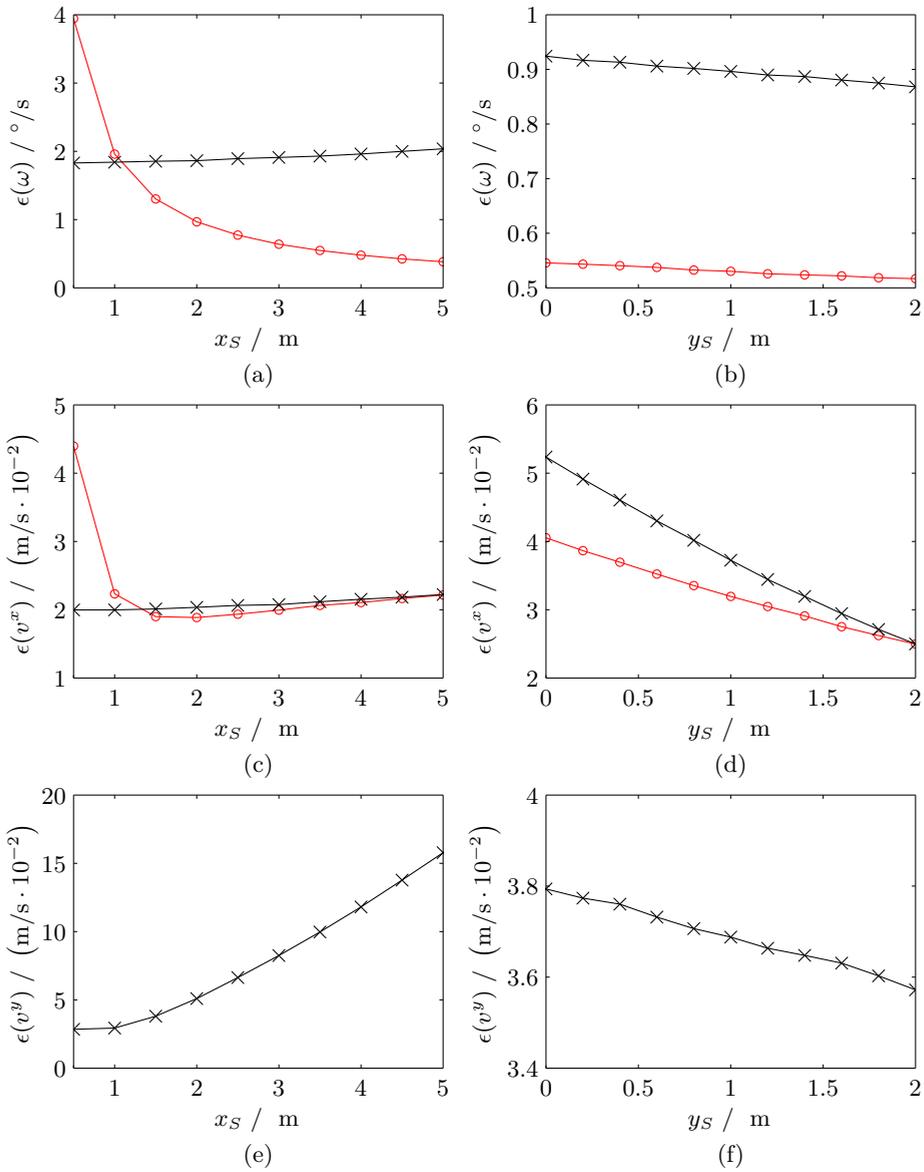


Abbildung 6.2: Genauigkeit der Eigenbewegungsbestimmung für 3 DOF ODRc (x) und für 2 DOF ODRc (o) in Abhängigkeit der x_S - und y_S -Sensorposition

die Quergeschwindigkeit auflösen, ihr Effekt auf die Genauigkeit ist vernachlässigbar. Das 2 DOF Bewegungsmodell hingegen kann die Quergeschwindigkeit nicht auflösen und ein systematischer Fehler in der Gierrate wird induziert. Dieser nimmt linear mit v^y zu. Ist der Sensor nicht zentral verbaut ($y_S \neq 0$), wird aufgrund der systematischen Abweichung in der Gierrate zudem ein geringer Fehler (Bias) in v^x induziert.

Der Einfluss der Gierrate (nicht dargestellt) ist für Geschwindigkeiten größer als ca. 5 m/s vernachlässigbar. Mit zunehmender Gierrate ändert sich selbst für einen Front-Sensor mit einem großen Abstand von der Hinterachse die absolute Sensorgeschwindigkeit nur geringfügig. Diese nimmt bei einer Fahrzeuggeschwindigkeit von 10 m/s und einer Gierrate von $60^\circ/\text{s}$ nur um 7% zu. Der Einfluss, der anhand von Abb. 4.20 (Geschwindigkeitsabhängigkeit) bestimmt werden kann, ist daher gering.

6.4.5 Bewegte Reflexionspunkte

Als Nächstes wird der Einfluss von bewegten Objekten und Clutter auf die Bestimmung der Eigenbewegung untersucht (Abb. 6.4). Dazu werden zusätzliche Reflexionspunkte mit zufälligem Winkel im FoV des Sensors und mit zufälligen Dopplergeschwindigkeiten im Wertebereich der stationären Reflexionspunkte generiert. Die Anzahl steigt von 0 auf 800, bei konstant 80 stationären Reflexionspunkten.

Für das 2 DOF Bewegungsmodell nimmt der Fehler anfangs nur geringfügig zu. Bei der gleichen Anzahl an bewegten und stationären Reflexpunkten nimmt sowohl der Fehler in der Gierrate als auch in der Geschwindigkeit um 5% zu. Um den Fehler in der Gierrate zu verdoppeln werden in etwa 800 bewegte Reflexionspunkte benötigt. Für die vollständige Objektbewegung nimmt der Fehler aufgrund der 3 DOF stärker zu. Bei der gleichen Anzahl an stationären und bewegten Reflexionspunkten nimmt der Fehler für alle Parameter um etwa 8% zu. Eine Verdoppelung des Fehlers wird bereits bei 380 bewegten Reflexionspunkten erreicht.

6.4.6 Weitere Einflussfaktoren

Zielhöhe

Bisher wurde angenommen, dass der Sensor und die Reflexionspunkte in einer Ebene liegen und somit der Elevationswinkel ϑ_i jedes Reflexionspunkts gleich 0 ist. Der Elevationswinkel ist der Winkel zwischen der horizontalen x - y -Ebene des Sensors und dem Positionsvektor des Reflexionspunkts. Der gemessene Doppler nimmt für

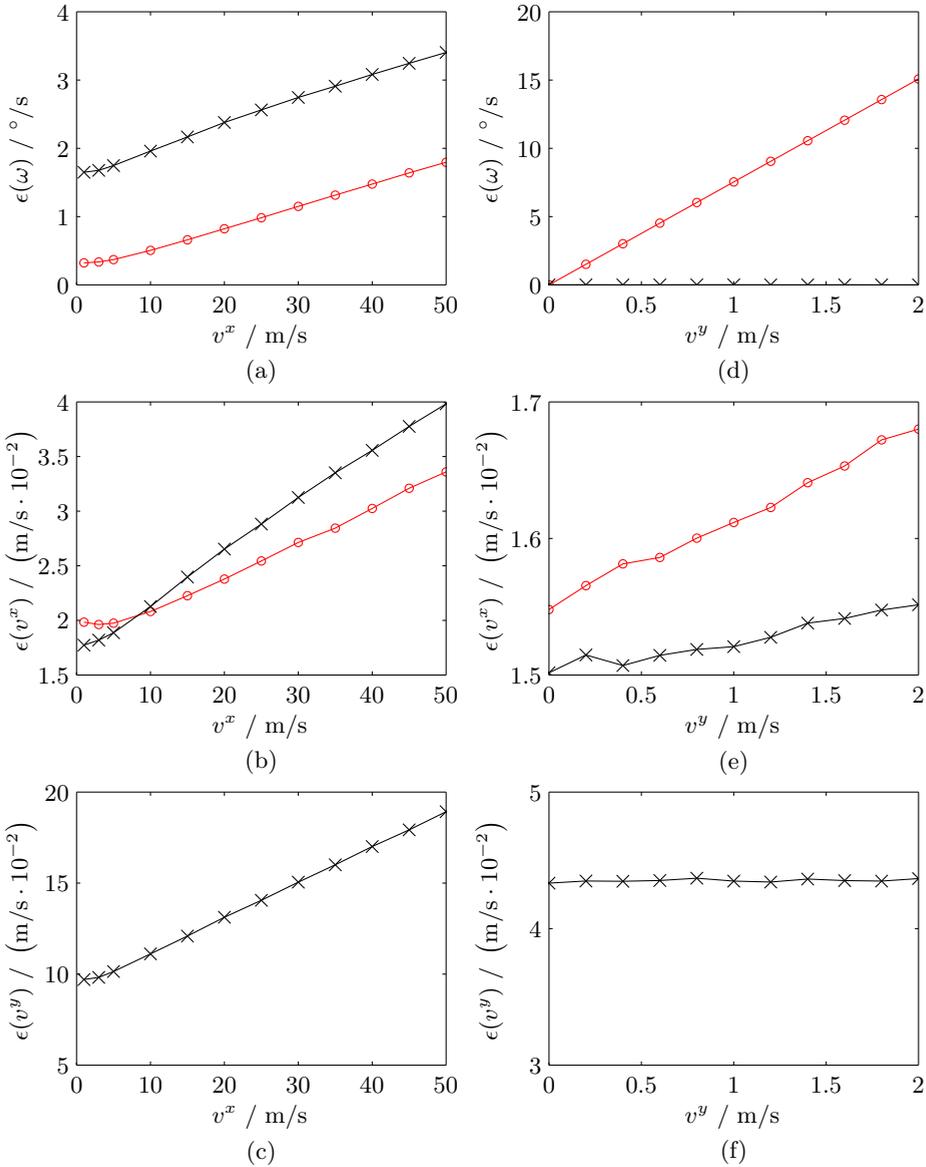


Abbildung 6.3: Genauigkeit der Eigenbewegungsbestimmung für die vollständige Bewegung (x) und für das 2 DOF Bewegungsmodell (o) in Abhängigkeit von der Längs- v^x und Quergeschwindigkeit v^y für ODRc

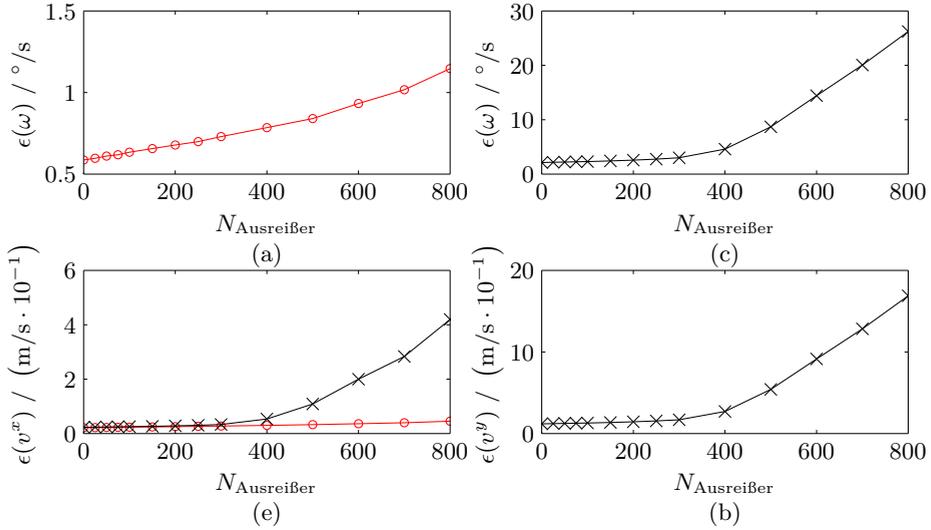


Abbildung 6.4: Genauigkeit der Eigenbewegungsbestimmung für die vollständige Bewegung (x) und für das 2 DOF Bewegungsmodell (o) in Abhängigkeit von der Anzahl an Ausreißern für ODRc

$\vartheta_i \neq 0$ durch den Kosinus-Anteil ab:

$$v^D(\vartheta) = \cos(\vartheta) \cdot v^D(\vartheta = 0) \quad (6.7)$$

Nimmt man an, dass alle Reflexionspunkte unter dem gleichen Elevationswinkel ϑ erfasst werden, wird der Vektor der Dopplergeschwindigkeiten \mathbf{v}^D in der Systemgleichung (6.4) mit $\cos(\vartheta)$ multipliziert. Daraus ergibt sich für den Bewegungszustand ein systematischer Bias-Fehler, der $(1 - \cos(\vartheta))$ des entsprechenden Wertes ausmacht. Für einen konstanten Elevationswinkel von 3° ergibt sich dadurch ein systematischer Fehler von 0.14%. Selbst bei einer großen Gierrate oder hohen Geschwindigkeit ist der Fehler vernachlässigbar. Zudem ist es aufgrund der unterschiedlichen Entfernungen unwahrscheinlich, dass alle Elevationswinkel identisch sind.

Weisen die Reflexionspunkte unterschiedliche Elevationswinkel auf, hängt der Fehler von ihrer Position im Geschwindigkeitsprofil ab. Der Fehler kann durch ihren Mittelwert abgeschätzt werden $(1 - \cos(\mu(\vartheta)))$. Dabei wird eine Sensorhöhe von 0.5 m und eine gleichmäßige Verteilung der Reflexionspunkte auf dem Boden im Bereich von 10-60 m angenommen. Für kürzere Abstände können keine Bodenreflexionen aufgelöst werden, da eine Keulenaufweitung in Elevation von 3° angenommen wird. Unter der Annahme, dass nur Reflexionen am Boden aufgelöst werden, ergibt sich dadurch ein mittlerer Elevationswinkel von etwa 1° bzw. ein systematischer Fehler von 0.017%, der für die Anwendung vernachlässigbar ist.

Einbauorientierung

Eine fehlerhafte Einbauorientierung verursacht einen systematischen Bias-Fehler. Wird der Einbauwinkel in Gleichung (3.7) um den Fehler $\Delta\gamma_S$ korrigiert, entspricht dies einer Drehung der Sensorgeschwindigkeit \mathbf{v}_S um exakt diesen Winkel. Der Zusammenhang zwischen dem bestimmten Wert \hat{v}_S und wahren Wert ergibt sich zu:

$$\begin{bmatrix} v_S^x \\ v_S^y \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} \cos(\Delta\gamma_S) & \sin(\Delta\gamma_S) \\ -\sin(\Delta\gamma_S) & \cos(\Delta\gamma_S) \end{bmatrix}}_{\mathbf{T}_{\Delta\gamma_S}} \begin{bmatrix} \hat{v}_S^x \\ \hat{v}_S^y \end{bmatrix} \quad (6.8)$$

Der resultierende Fehler in der Gierrate $\Delta\omega$ und der Geschwindigkeit Δv^x ist für das 2 DOF Bewegungsmodell mit einem Sensor (Gl. (6.3)):

$$\Delta\omega = \frac{\|\mathbf{v}_S\|}{x_S} (\sin(\alpha_S) - \sin(\alpha_S - \Delta\gamma_S)) \quad (6.9)$$

$$\Delta v^x = \|\mathbf{v}_S\| (\cos(\alpha_S) - \cos(\alpha_S - \Delta\gamma_S)) - \Delta\omega y_S \quad (6.10)$$

Die Bewegungsrichtung α_S hat normalerweise einen geringen Wert, außer bei einer langsamen Fahrt mit großer Gierrate. Durch den Sinus-Anteil hat der Einbauwinkelfehler einen deutlich größeren Einfluss auf die Gierrate. Allgemein ist der Fehler in beiden Fällen proportional zur absoluten Sensorgeschwindigkeit. Je geringer der Abstand des Sensors zur Hinterachse, desto größer wird der Fehler in der Gierrate ($\sim 1/x_S$). Für kleine Winkel α_S ($\sin(\alpha_S) \approx \alpha_S$) gilt zudem, dass der Fehler der Gierrate linear mit dem Einbauwinkelfehler zunimmt. Dieses Verhalten konnte bereits für die Objektbewegung in Abb. 5.5 gezeigt werden.

Für ein Beispiel wird angenommen, dass ein Fahrzeug geradlinig mit einer Geschwindigkeit von 10 m/s fährt (bzw. mit einer Gierrate von $60^\circ/\text{s}$) und das Frontradar einen Einbauwinkelfehler von 0.1° aufweist. Der resultierende Fehler der Gierrate ist $0.24^\circ/\text{s}$ ($0.26^\circ/\text{s}$) und der der Geschwindigkeit 0.0145 m/s (0.0156 m/s).

Im Falle mehrerer Radarsensoren können die Abhängigkeiten nicht direkt bestimmt werden, da die Systemgleichung (6.4) um den Drehterm $\mathbf{T}_{\Delta\gamma_{S,j}}$ erweitert werden muss. Die Systemmatrix jedes Sensors ergibt sich zu $\mathbf{M}_j \mathbf{T}_{\Delta\gamma_{S,j}} \mathbf{B}_j$. Der Fehler wird reduziert, falls Sensoren einen entgegengesetzten Einbauwinkelfehler aufweisen. Ein Verfahren zur Bestimmung eines möglichst präzisen Einbauwinkels wird im folgenden Kapitel vorgestellt.

6.5 Experimentelle Ergebnisse

6.5.1 Versuchsübersicht

Der Versuch besteht aus 12 Sequenzen über je 1.7km mit vier Links- und vier Rechtskurven (90° - Kurven). Die abgefahrte Trajektorie ergibt zwei Vierecke mit einer gemeinsamen Seite. Die Geschwindigkeit auf den Geraden wird zwischen 20 und 40 km/h variiert. Die Kurven werden in allen Sequenzen mit einer Geschwindigkeit von etwa 10 km/h durchfahren, so dass davon auszugehen ist, dass kein lateraler Drift an der Hinterachse auftritt.

In beiden Versuchen erfolgt ein Vergleich mit der Fahrzeugodometrie, die direkt aus dem Fahrzeug-Bus-System ausgelesen wird. Um systematische Fehler (wie z. B. ein fehlerhafter Radumfang oder ein Bias des Gyroskops) zu vermeiden, werden systematische Fehler anhand aller Sequenzen mittels Referenzsystems (ADMA - Abschnitt 5.4.1) kalibriert, so dass nur nicht-systematische Fehler (Messunsicherheiten) einen Einfluss haben.

Erster Versuch - 1 Sensor-Setup

Für den ersten Versuch wird das hochauflösende Radar aus Tabelle 5.3 verwendet, das an der Front des Fahrzeugs montiert ist ($x_S = 3.8$ m, $y_S = 0.7$ m) und parallel zur Längsachse angebracht ist ($\gamma = 0$). Das Radar verfügt über eine Update-Rate von 15 Hz und die Sequenzen bestehen zusammen aus über 20 000 Messungen. Durch das Referenzsystem (ADMA) liegt ein hoch genauer Bewegungszustand zur Evaluation der Verfahren vor.

Neben dem Experimentalradar ist zentral im Kühlergrill hinter dem Radom ein 77 GHz Vorserien-Radar verbaut. Für beide Sensoren werden die gleichen Sequenzen für die Auswertung verwendet. Die genauen Spezifikationen des Vorserienradars können Tabelle 6.3 entnommen werden. Es werden bei diesem Radar deutlich weniger Reflexionspunkte aufgelöst. Die Gründe dafür sind eine geringere Anzahl an Empfangsantennen (geringere Winkelauflösung) und ein größer eingestellter CFAR-Schwellwert. Für das Vorserien-Radar werden im Mittel über alle Sequenzen 274 Reflexionspunkte pro Messung aufgelöst, wohingegen das Experimentalradar mit 815 mehr als doppelt so viele erfasst.

Zweiter Versuch - Setup mit mehreren Sensoren

Der zweite Versuch bestimmt die Genauigkeit der Eigenbewegung in Abhängigkeit von der Sensoranzahl und Sensorposition. Zudem ist es möglich durch Auswertung

Parameter	Vorserien- radar	Serien- radar	Einheit
Zykluszeit	60	50	ms
Field of View	+/- 60	+/-75	°
Entfernungsgenauigkeit	0.2	0.5	m
maximale Entfernung	70	70	m
Winkelgenauigkeit	4	1	°
Dopplergenauigkeit	0.04	0.0625	m/s

Tabelle 6.3: Eigenschaften des Vorserienradars (Versuch 1) und Serienradars (Versuch 2)

von mehreren Sensoren die vollständige Eigenbewegung zu bestimmen. Dazu wird ein zweites Fahrzeug verwendet, das vier Serienradare in jeder Ecke verbaut hat. Die Sensoren sind in etwa um 45° nach außen gedreht und ermöglichen somit annähernd ein 360° -Rundumblick. Die genaue Spezifikation des 77 GHz Radars ist in Tabelle 6.3 angegeben. Die Anzahl der Reflexionspunkte ist bei diesem Sensor auf 64 beschränkt. Als Sequenz wird die identische Strecke wie im ersten Versuch verwendet. Um ein möglichst vergleichbares Ergebnis zu erzielen, wird die Geschwindigkeit und Gierrate analog zum ersten Versuch variiert.

6.5.2 Eigenbewegungsbestimmung mit einem Sensor

Mit einem Sensor kann die Eigenbewegung nur mit dem 2 DOF Bewegungsmodell bestimmt werden. In Abb. 6.5 ist ein Ausschnitt aus der Sequenz (40 s) für das Vorserien-Radar dargestellt. Die Szene besteht aus einer links-rechts Kurve mit einer kurzen Geradeausfahrt dazwischen. Der maximale Fehler in der Geschwindigkeit ist 0.04 m/s und in der Gierrate $0.6^\circ/\text{s}$. Auffällig ist, dass der Fehler in den Kurven sowohl für die radarbasierte Eigenbewegung als auch für die Fahrzeugodometrie zunimmt. Ein Grund könnte sein, dass ein minimaler lateraler Drift an den Hinterrädern aufgetreten ist. Abb. 6.6 zeigt die Fehler bei der Bestimmung der Geschwindigkeit und Gierrate über alle 20 000 Messungen und in Tabelle 6.4 für verschiedene Schätzer.

Gerade bei der Bestimmung der Geschwindigkeit weist das Verfahren eine höhere Genauigkeit auf als die Fahrzeugodometrie. Der Fehler in der Geschwindigkeit reduziert sich bei der radarbasierten Schätzung um einen Faktor 4. Zwischen den Schätzern ergibt sich nur ein geringer Unterschied. So weist der wLSQ im Gegensatz zum ODRc nur einen sehr geringen Bias-Fehler (0.0008 m/s) und der LSQ eine minimal höhere Standardabweichung ($\approx 1.5\%$) auf.

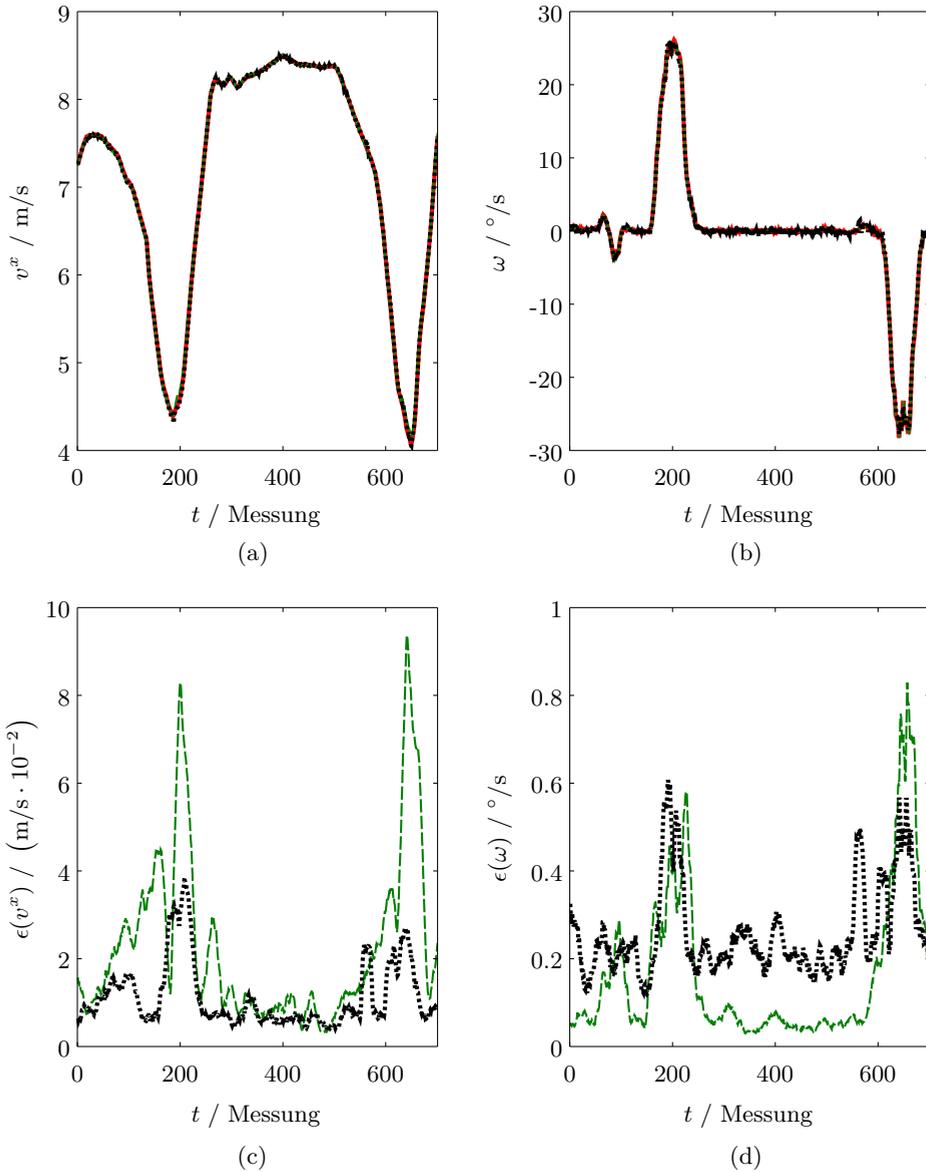


Abbildung 6.5: Ausschnitt aus einer Sequenz mit dem zeitlichen Verlauf der Geschwindigkeit (a) und Gierrate (b) (ADMA: —, Odometrie --- und radarbasierte Schätzung ···), sowie dem absoluten Fehler bei der Bestimmung der Geschwindigkeit (c) und Gierrate (d) (gleitender Mittelwert über 20 Messungen)

	Schätzer	$v^x / (\text{m/s} \cdot 10^{-2})$			$\omega / \text{°/s}$		
		μ	σ	RMSE	μ	σ	RMSE
Experimental- radar	ODRc	0.01	1.62	1.62	0	0.34	0.35
	wLSQ	0.08	1.62	1.62	0	0.35	0.35
	LSQ	0.15	1.64	1.64	0.03	0.36	0.36
Vorserien- radar	ODRc	0.03	1.97	1.98	0	0.53	0.53
	wLSQ	0.06	1.97	1.98	0	0.53	0.53
	LSQ	0.16	2.02	2.04	0	0.53	0.53
Odometrie		0.73	7.11	7.21	0	0.31	0.31

Tabelle 6.4: Genauigkeit bei der Bestimmung der Eigenbewegung (2 DOF) mit einem Radarsensor für die vorgestellten Schätzer im Vergleich zur Odometrie über 12 Sequenzen (ca. 20 000 Messungen)

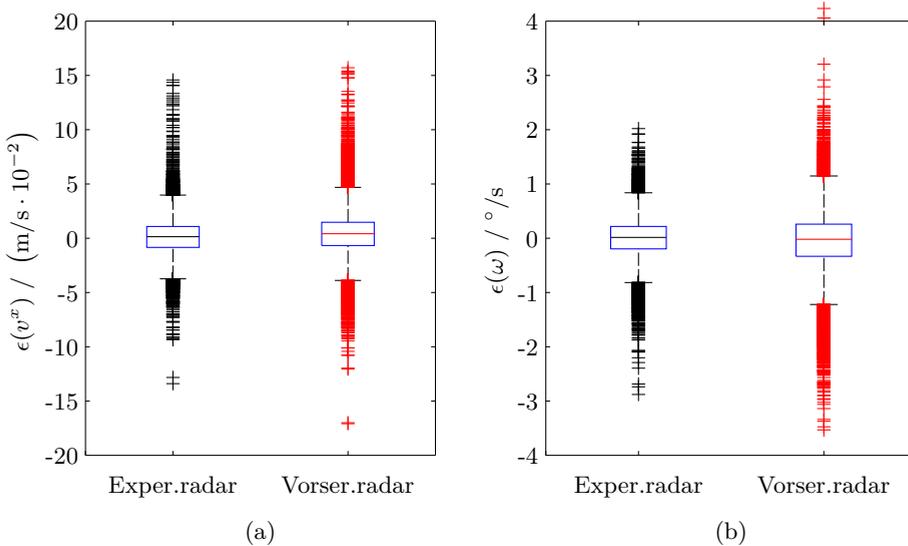


Abbildung 6.6: Fehler bei der Bestimmung der Geschwindigkeit (a) und der Gierrate (b) über 20 000 Messungen mit dem Experimentalradar und einem Vorserien-Radar mit ODRc

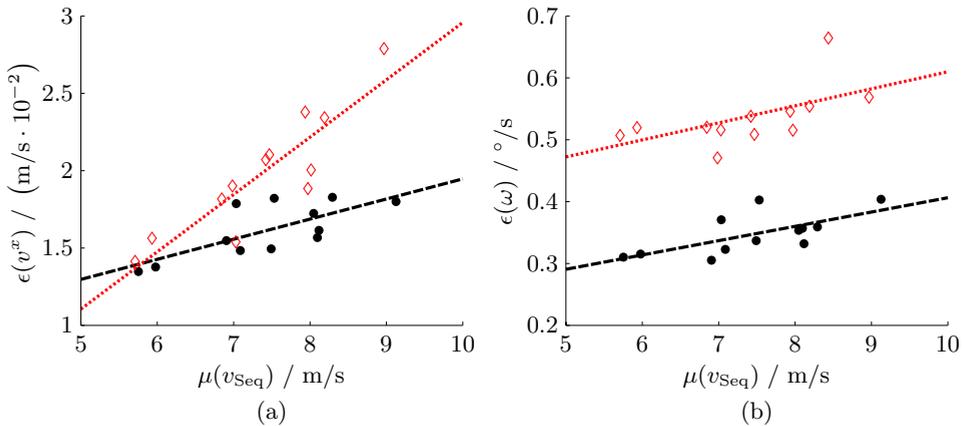


Abbildung 6.7: RMSE bei der Bestimmung der Geschwindigkeit (a) und der Gierrate (b) in 10 Sequenzen (Vorserien-: \diamond bzw. Experimentalradar: \bullet) in Abhängigkeit von der mittleren Geschwindigkeit mit Ausgleichsgerade (\cdots bzw. $---$)

Bei der Bestimmung der Gierrate unterscheiden sich der wLSQ und der ODRc nur geringfügig. LSQ hingegen weist einen geringen Bias-Fehler und eine höhere Standardabweichung auf. Die Gierrate des Gyroskops hat allerdings einen geringeren Fehler (-10%). Der Grund ist, dass ein kalibriertes Gyroskop über eine sehr geringe Messunsicherheit verfügt. Durch die Kalibrierung mittels Referenzsystems weist das Gyroskop keinen Bias-Fehler auf. Ohne Kalibrierung des Bias-Fehlers nimmt der Fehler auf $0.34^\circ/s$ zu. Das Experimentalradar hat gegenüber dem Vorserien-Radar einen geringeren Fehler in beiden Parametern (Geschwindigkeit -17%, Gierrate -35%).

In Abb. 6.7 ist der RMSE der 10 Sequenzen über die mittlere auftretende Geschwindigkeit in der Sequenz aufgetragen. Anhand der eingezeichneten Ausgleichsgerade wird deutlich, dass der Fehler mit größerer Geschwindigkeit zunimmt. Der Fehler bei der Bestimmung der Geschwindigkeit nimmt bei einem Anstieg der Geschwindigkeit von 5 m/s auf 10 m/s um ca. 60% und die Gierrate um 42% zu. Das Verhalten entspricht den simulierten Ergebnissen (Abb. 6.3), wobei die Zunahme des Fehlers der Gierrate in der Simulation mit 35% in etwa der experimentell festgestellten Zunahme entspricht. Der Fehler der Geschwindigkeit weist hingegen in der Simulation einen deutlich geringeren Anstieg (15%) auf.

6.5.3 Eigenbewegungsbestimmung mit mehreren Sensoren

Der Fokus des zweiten Versuchs liegt auf der Anzahl und Position der Sensoren und zusätzlich bei der Bestimmung der vollständigen Bewegung. In Tabelle 6.5 sind für

alle Kombinationen an Sensoren die Genauigkeiten für das 2 DOF Bewegungsmodell und die vollständige Bewegung dargestellt. Vergleichbare Simulationsergebnisse liegen in Tabelle 6.2 vor. Ein Unterschied zur Simulation ist, dass die Anzahl der Reflexionspunkte nicht konstant ist. Durch die Verwendung von mehreren Sensoren nimmt in den experimentellen Ergebnissen die Anzahl der Reflexionspunkte stark zu, so dass die Genauigkeit deutlich steigt.

Aufgrund der Integration hinter den Stoßfängern variiert die Anzahl der gemessenen Reflexionspunkte zwischen den Sensoren deutlich. So erfasst der Sensor vorne links im Mittel etwa 51, vorne rechts 47 und die beiden Sensoren hinten jeweils 37 Reflexionspunkte. Durch den mittels Simulation bestimmten Einfluss der Anzahl der Reflexionspunkte (Abb. 4.19) müsste der RMSE der Front-Sensoren in etwa 15% geringer sein. Betrachtet man einen einzelnen Sensor, hat die Einbauposition einen entscheidenden Einfluss auf die Bestimmung der Gierrate. Bei der Verwendung eines Front-Sensors nimmt die Genauigkeit in etwa um einen Faktor 3 zu (Simulation: 5). Die Geschwindigkeitsschätzung wird um etwa 28% (Simulation: 23%) verbessert.

Werden zwei Sensoren an der Front bzw. am Heck zusammen verwendet, nimmt die Genauigkeit aufgrund der größeren Anzahl an Reflexionspunkten zu. Die Genauigkeit der Gierrate nimmt dabei deutlich stärker zu als die der Geschwindigkeitsschätzung. Dies lässt sich durch das deutlich größere Sichtfeld (FoV) erklären, bei dem vor allem die Genauigkeit der Gierrate (bzw. S mit ca. 25% in Abb. 4.15(d)-(f) für $\mu(\theta) = 40^\circ$) zunimmt. Bei der Fusion zweier Sensoren weisen zwei Front-Sensoren die höchste Genauigkeit auf. Bei der Verwendung von drei Sensoren ergibt sich der geringste Fehler bei zwei Front- und einem Heck-Sensor. Werden alle verfügbaren Sensoren verwendet, ergibt sich das beste Ergebnis.

Die Bestimmung des vollständigen Bewegungszustands hat nur einen geringen Einfluss auf die Genauigkeit der Geschwindigkeit. Dagegen weist die geschätzte Gierrate einen deutlich größeren Fehler auf. Die Schätzung der lateralen Geschwindigkeit ist um Faktor 1.5 schlechter als die der longitudinalen Geschwindigkeit. Im Gegensatz zum 2 DOF Bewegungsmodell haben die beiden Hecksensoren nur einen Vorteil (etwa 10%-15%) bei der Bestimmung der lateralen Geschwindigkeit. Mit einem geringeren Abstand zur Hinterachse hat die Gierrate einen geringeren Einfluss und die laterale Geschwindigkeit kann besser bestimmt werden.

Front		Heck		2 DOF		3 DOF		
links	rechts	links	rechts	$\epsilon(\omega)$	$\epsilon(v^x)$	$\epsilon(\omega)$	$\epsilon(v_H^x)$	$\epsilon(v_H^y)$
				$^\circ/\text{s}$	m/s	$^\circ/\text{s}$	m/s	m/s
				-	$\cdot 10^{-1}$	-	$\cdot 10^{-1}$	$\cdot 10^{-1}$
x	-	-	-	0.944	0.373	-	-	-
-	x	-	-	0.823	0.382	-	-	-
-	-	x	-	2.768	0.537	-	-	-
-	-	-	x	2.686	0.503	-	-	-
x	x	-	-	0.608	0.326	1.733	0.323	0.899
-	-	x	x	1.495	0.378	2.155	0.408	0.568
x	-	x	-	0.844	0.327	1.039	0.334	0.547
-	x	-	x	0.751	0.321	0.943	0.340	0.556
x	-	-	x	0.800	0.320	0.949	0.334	0.545
-	x	x	-	0.737	0.341	0.921	0.346	0.558
x	x	x	-	0.583	0.313	0.745	0.310	0.475
-	x	x	x	0.684	0.319	0.728	0.318	0.431
x	-	x	x	0.745	0.314	0.742	0.317	0.419
x	x	-	x	0.583	0.302	0.738	0.300	0.456
x	x	x	x	0.558	0.301	0.600	0.299	0.407
Odometrie				0.347	0.521	-	-	-

Tabelle 6.5: RMSE der Eigenbewegungsschätzung für verschiedene Sensor-
setups und Bewegungsmodelle

6.6 Zusammenfassung

In diesem Kapitel wurde ein Verfahren vorgestellt, das instantan in einem Messzyklus die vollständige Bewegung des eigenen Fahrzeugs bestimmen kann. Werden Modellannahmen (Ackermann-Bedingung) verwendet, reduzieren sich die Freiheitsgrade und insbesondere die Genauigkeit der Gierrate wird deutlich gesteigert. Die in einer Simulation gezeigten Abhängigkeiten konnten durch experimentelle Ergebnisse verifiziert werden.

Das Verfahren kann in beliebigen Dopplerradaren eingesetzt werden und wurde in dieser Arbeit anhand drei verschiedenen Sensoren evaluiert. Besonders die Schätzung der Geschwindigkeit mit einem RMSE von 0.016-0.020 m/s weist eine hohe Genauigkeit auf. Aber auch der Fehler der Gierrate ist mit 0.35-0.53°/s gering. Für einen Seriensensor wurde zudem die Anordnung mehrerer Sensoren an unterschiedlichen Positionen untersucht. Frontsensoren steigern die Genauigkeit der Gierrate, wohingegen durch die Kombination von Heck- und Frontsensoren die Genauigkeit der lateralen Geschwindigkeit gesteigert wird.

Kapitel 7

Kalibrierung mittels Doppler Radar

Für Fahrerassistenzsysteme wird neben der Fahrzeugumfelderfassung durch aktive Sensoren (Radar, Laser) und passive Sensoren (Kamera) auch der Zustand des eigenen Fahrzeugs benötigt. Dazu zählt die globale bzw. lokale Position und der eigene Bewegungszustand. Sowohl für die Fahrzeugumfelderfassung als auch für die Eigenbewegung wurde in den beiden vorangegangenen Kapiteln Verfahren vorgestellt. Allgemein hängt die Genauigkeit der Eigenbewegungsschätzung von einer Vielzahl an extrinsischen (z. B. Sensoreinbauposition und -orientierung) und intrinsischen Parametern (z. B. Offset oder Skalierungsfaktor) ab. Die intrinsischen Parameter entsprechen einem Bias-Fehler bzw. Skalierungsfehler. In diesem Kapitel wird ein Verfahren vorgestellt, um die extrinsischen Parameter des Radars zu bestimmen. Danach werden mit dem kalibrierten Radar online intrinsische Parameter der Fahrzeugodometrie (Gyroskope und Raddrehzahlsensoren) korrigiert.

7.1 Motivation

Die exakte Bestimmung der Einbauorientierung von Radarsensoren ist immer noch eine große Herausforderung, insbesondere eine Nachjustage während des Produktlebenszyklus [Abo03]. Eine fehlerhafte Einbauorientierung hat einen entscheidenden Einfluss auf die Genauigkeit und Verlässlichkeit radarbasierter FAS-Funktionen.

Eine falsche Ausrichtung des Sensors verursacht eine systematische Abweichung (Bias) der Position. Ein Einbauwinkelfehler $\epsilon(\gamma)$ von 1° hat zur Folge, dass ein Ziel in 100 m Entfernung einen lateralen Fehler $\epsilon(y_i)$ von 1.75 m aufweist. Die eindeutige Zuordnung zu einer Fahrspur ist damit nicht mehr möglich. Der Fehler nimmt bei einer Annäherung linear ab, so dass er z. B. bei 10 m noch 0.17 m ist, wie in Abb. 7.1

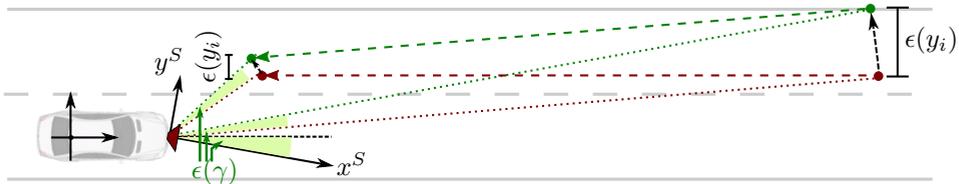


Abbildung 7.1: Auswirkung einer fehlerhaften Einbauorientierung $\epsilon(\gamma_S)$ auf den lateralen Fehler $\epsilon(y_i)$ eines Ziels im Fahrzeugkoordinatensystem (● : wahre Position, ● : in das Fahrzeugkoordinatensystem transformierte Messung)

dargestellt. Bei der Zufahrt auf ein stationäres Ziel mit 30 m/s (3 s) entsteht dadurch eine virtuelle laterale Bewegung des Ziels zum Fahrzeug hin mit etwa 0.52 m/s. Diese Bewegung entspricht in etwa der eines querenden Fußgängers. Kommt ein anderes Fahrzeug mit der gleichen Geschwindigkeit entgegen, erhöht sich die virtuelle laterale Bewegung auf 1.05 m/s. Dies entspricht in etwa der Quergeschwindigkeit, die bei einem Spurwechsel auftritt. In Kombination mit Messunsicherheiten können dadurch Situationen entstehen, in denen ein FAS die falsche Entscheidung trifft.

Bei dem Aufbau einer statischen Belegtheitskarte, wie in Abschnitt 6.1 beschrieben, führt ein fehlerhafter Einbauwinkel zu kleinen Kreissegmenten orthogonal zur Strahlrichtung. Dies hat unscharfe Konturen und ein Verschmieren der Ziele zur Folge. In diesem Abschnitt wird durch die Rekalibrierung der Fahrzeugodometrie die Eigenbewegungsschätzung verbessert. Die Vorteile, die sich daraus ergeben, wurden bereits im vorangegangenen Kapitel beschrieben.

7.2 Stand der Technik

7.2.1 Kalibrierverfahren - Einbauorientierung

Die Bestimmung der Ausrichtung eines Radarsensors ist weiterhin eine große Herausforderung [GANB00]. Zum einen muss der Befestigungswinkel des Radargehäuses in Bezug auf das Fahrzeugkoordinatensystem ermittelt werden, zum anderen kann die Radarantenne in Bezug auf das Gehäuse eine abweichende Ausrichtung aufweisen. Um alle Fehler in der Kalibrierung zu berücksichtigen, ist die Einbauorientierung wie folgt definiert:

Definition 26 (Einbauorientierung)

Die *Einbauorientierung* bzw. *-winkel* bezieht sich auf die Differenz zwischen dem durch das Radar gemessenen Winkel θ^S und dem Winkel θ zwischen Radarsensor und Ziel im Ego-Fahrzeugkoordinatensystem (Abb. 3.6).

Im Bereich der Kalibrierung durch ein Referenzsystem gibt es verschiedene Ansätze, die im Wesentlichen darauf basieren, eine externe Empfangsantenne an die Position zu verschieben, bei der die maximale Leistung empfangen wird. Die Genauigkeit der Verfahren liegt nach [GANB00] im Bereich von 0.5° . Durch den Abgleich mehrerer Referenzantennen in Amplitude [GANB00] oder Amplitude und Phase [VKW09] bzw. durch Bündelung mittels Linse [Sch05] reduziert sich der Fehler auf einen Bereich zwischen 0.1° – 0.2° . Eine weitere Möglichkeit besteht darin, den Winkel zu Referenz-Reflektoren zu bestimmen (z. B. [GAN02]). Dabei tritt ein zusätzlicher Fehler durch die nicht exakt bestimmbare Ausrichtung des Referenzsystems in Bezug auf das Fahrzeugkoordinatensystem auf.

Im Folgenden werden Verfahren zur Online-Kalibrierung der Einbauorientierung vorgestellt. Dabei erfolgt die Kalibrierung während des Betriebs und ohne zusätzliche externe Referenzsysteme (Kalibriertargets), so dass sie automatisch und ohne Expertenwissen durchgeführt werden kann.

In [US 03] wird ein Verfahren vorgestellt, dass die Einbauorientierung bei der Zufahrt auf ein stehendes Objekt (z. B. Fahrzeug) ermittelt. Die Trajektorie des eigenen Fahrzeugs wird mit dem zeitlichen Verlauf der gemessenen Position des Ziels verglichen. Mittels LSQ-Abgleichs wird so ein Orientierungsunterschied zwischen den beiden Kurven ermittelt, der der Einbauorientierung entspricht. Die Genauigkeit des Verfahrens wird mit $\pm 0.25^\circ$ angegeben. Neben den Messunsicherheiten des Radars in der Zielposition und der Fahrzeugodometrie zur Bestimmung der eigenen Trajektorie treten noch weitere systematische Fehler auf. Fehler entstehen durch eine Bewegung des Ziels oder wenn sich der Reflexionspunkt aufgrund des variierenden Aspektwinkels auf dem ausgedehnten Objekt verschiebt. Ein Bias-Fehler des Gyroskops verursacht durch die Integration zur Bestimmung der Fahrtrichtung direkt einen systematischen Orientierungsfehler.

In [RCC⁺97] wird der Einbauwinkel durch zusätzliche Antennenelemente bestimmt. Durch drei Antennenelemente werden zwei Radarstrahlen unter einem Elevationswinkel von 45° auf den Boden gerichtet. Dabei sind sie jeweils um 45° in Azimutrichtung auf die linke und rechte Seite gedreht. Durch die Auswertung der gemessenen Dopplergeschwindigkeit kann die Einbauorientierung bestimmt werden. Allerdings treten systematische Fehler auf, wenn das Fahrzeug sich nicht exakt geradlinig bewegt oder die Einfallswinkel auf den Boden geringfügig abweichen. Zudem ist dieser Ansatz durch den hardwareseitigen Mehraufwand für einen Serieneinsatz in dem kostensensiblen Automotive-Bereich nur schwer realisierbar.

7.2.2 Kalibrierverfahren - Odometrie

In der Robotik sind Verfahren, die Odometrie und extrinsische Sensorparameter zeitgleich kalibrieren, umfassend untersucht (engl. 'simultaneous calibration of odometry and sensor pose'). Dazu werden eine Vielzahl an Sensoren und Algorithmen verwendet. Die Problematik wird besonders im Bereich der differenziell angetriebenen Roboter mit Rädern (engl. 'differential-drive robot') untersucht. Dabei handelt es sich um ein klassisches *Henne-Ei-Problem*. Das Verfahren zur Kalibrierung der extrinsischen Sensorparameter geht davon aus, dass die dazu verwendete Odometrie bereits kalibriert ist. Wohingegen zur Kalibrierung der Odometrie die Annahme getroffen wird, dass die extrinsische Position und Orientierung des Sensors bekannt ist [CFMO13].

Die Verfahren lassen sich im Allgemeinen in zwei Kategorien unterteilen. Die Sensorparameter werden in eine zeitliche Filterung als zusätzliche Zustände integriert oder es wird ein ML-Schätzer nach einer definierten Zeit bzw. Anzahl an Messungen ausgewertet. Die zeitliche Filterung bietet sich an, da es sich dabei um ein online Schätzverfahren handelt, das den zeitlichen Prozess eines Fehlers (wenn dieser bekannt ist) berücksichtigt. Probleme treten auf durch eine Linearisierung von nicht-linearen Messgleichungen, durch die Behandlung von nicht-systematischen Fehlern und durch die Identifizierung der Beobachtbarkeit. Besonders bei nichtlinearen Systemen sind die ML-Schätzer der zeitlichen Filterung in der Genauigkeit überlegen [MFS13]. Zur Vervollständigung sei noch erwähnt, dass es mit den Energiefunktionen ein drittes Verfahren zur Kalibrierung gibt, das z. B. in [SHN11] und [LT14] angewendet wird, um die extrinsischen Parameter eines Laserscanners zu bestimmen.

Ein zweites Unterscheidungskriterium ist die Art der verwendeten Sensoren zur Bestimmung der Position und Bewegung z. B. Kameras ('Visual Odometry'), Laserscanner (SLAM) oder GPS Systeme.

Im Folgenden werden nur Online-Verfahren betrachtet, die autonom und simultan sowohl intrinsische als auch extrinsische Sensorparameter bestimmen. Weitere Einschränkungen sind der Verzicht auf eine bekannte Karte, das Abfahren einer vordefinierten Trajektorie oder externe Sensorik, die sich nicht auf dem Fahrzeug befindet.

Zeitliche Filterung

Der erste Ansatz basiert auf einer zeitlichen Filterung. Es erfolgt eine simultane Schätzung der Sensorparameter, Position und Bewegung, so dass der statistische Fehler minimiert wird. In den meisten Fällen basiert dieser Ansatz auf einem Extended Kalman-Filter (EKF) [CFMO13]. Ein optimales Ergebnis wird erreicht, wenn

es sich um ein mittelwertfreies, weißes Rauschen handelt und das Verhalten der Sensorparameter dem hinterlegten Prozessmodell entspricht. Diese Voraussetzung ist in den meisten Fällen nicht erfüllt, so dass die Messwerte durch eine Erhöhung des Prozessrauschens stärker gewichtet werden. Die Unsicherheit (Kovarianzmatrix) des Ergebnisses nimmt auf diese Weise stark zu und bei einer fehlerhaften Modellierung (z. B. des Radumfangs) erfolgt ein Abdriften der Zustände mit einem unbeschränkten Fehlerwachstum [LBAR98].

Es gibt prinzipiell zwei Möglichkeiten Sensorparameter in eine zeitliche Filterung zu integrieren. Bei einem direkten Kalman-Filter ('total state space') werden die Messwerte aller Sensoren kombiniert und die Position des Roboters ausgegeben. Die Sensorparameter werden direkt in den Zustandsvektor integriert. Dagegen wird bei einem indirekten oder augmented Kalman-Filter die Position nur anhand der Messwerte ausgewählter Sensoren bestimmt. Der indirekte Kalman-Filter dient dazu, die systematischen Fehler anhand weiterer Sensoren zu schätzen. Das heißt, der Kalman-Filter bestimmt nicht die Position sondern nur einen Korrekturwert [GRGB09].

In der Literatur gibt es eine Vielzahl an Systemen, die auf einer zeitlichen Filterung basieren. Der am häufigsten verwendete externe Sensor zur Kalibrierung der Odometrie ist ein GPS-Empfänger z. B. [KLJS96], [BD94], [KKIS94] etc. Zudem gibt es kamerabasierte Ansätze [LBAR98], [MSS06], [KS11], Verfahren, die auf Laserscannern basieren [MTS07], und Ansätze, die Doppler Radare verwenden, die auf den Boden gerichtet sind [PLP⁺09]. Durch den Vergleich der Geschwindigkeit eines DGPS-Empfängers mit einem Doppler Radar kalibriert [PLP⁺09] den Skalierungsfaktor des Radars. Der Skalierungsfehler wird als konstant angenommen und resultiert aus dem nicht exakt bestimmbareren Auftreffwinkel zwischen Radarstrahl und Boden.

ML-Schätzer

Bei dem zweiten Ansatz wird die Online-Kalibrierung durch ein Optimierungsproblem gelöst, das häufig auf einer ML-Schätzung basiert. Aufgrund fehlender Verfahren im Automotive-Bereich werden im Folgenden Verfahren aus der Robotik vorgestellt. Als externer Sensor kommt in geschlossenen Räumen meist eine Kamera oder ein Laserscanner zum Einsatz.

In [RT99] werden online anhand konsekutiver Laserscanner-Messungen die systematischen Parameter der Odometrie kalibriert. Dabei werden Translation und Rotation unabhängig voneinander betrachtet und die systematischen Fehler als lineare Funktion modelliert. Im Gegensatz dazu modelliert [CMO08] direkt die physikalischen Parameter der Sensoren (z. B. Radradius). Basierend auf einem 'Scan Matching' Ansatz und einem Laserscanner erfolgt eine Online-Kalibrierung der Einbauposition des Laserscanners und der Odometrie-Parameter. Die ML-Lösung wird in geschlos-

Sensor	Parameter	Variable	Standard- abweichung	Skalierungs- fehler	Bias- fehler
Gyroskop	Gierrate	ω_G	$\sigma_{\omega,G}$	$\delta_{S,G}$	$\delta_{B,G}$
Odometer	Geschwindigkeit	v_O	$\sigma_{v,O}$	$\delta_{S,O}$	-
Radar	Geschwindigkeit	v_R	$\hat{\sigma}(v_R)$	-	$\delta_{v,R}(\Delta\gamma_S)$
	Gierrate	ω_R	$\hat{\sigma}(\omega_R)$	-	$\delta_{\omega,R}(\Delta\gamma_S)$
	Sensorgeschw. x	$v^{S,y}$	$\hat{\sigma}(v^{S,y})$	-	-
	Sensorgeschw. y	$v^{S,x}$	$\hat{\sigma}(v^{S,x})$	-	-

Tabelle 7.1: Messwerte mit Messrauschen und systematischen Fehlern

sener Form durch einen LSQ-Schätzer ermittelt. Der Ansatz wird in [KGB11] mit einer genauen Karte erweitert (SLAM Prozess) und eine simultane Kalibrierung der Laserscanner-Einbauposition und des Odometers wird durchgeführt. Dabei wird der ML-Schätzer zyklisch auf die letzten 50 Messwerte angewendet und mittels LSQ gelöst.

Auf Basis einer bereits kalibrierten Kamera werden in [AC07] die Parameter eines Odometers mittels zweier aufeinanderfolgenden LSQ-Schätzer kalibriert. In [JVS07] wird 'Visual Odometry' und eine IMU kombiniert, um die extrinsischen Parameter der Kamera zu kalibrieren.

7.2.3 Sensorspezifische Fehler

Die Messunsicherheit aller Sensoren wird als mittelwertfreie Normalverteilung modelliert $\mathcal{N}(\sigma, 0)$. Weitere systematische und nicht-systematische Fehler werden nach [BF94], [KCW95], [Woo07], [KLJS96] in den folgenden Absätzen zusammengefasst und bewertet. Dabei wird zwischen einem Skalierungsfehler δ_S und einem Bias-Fehler δ_B unterschieden. Eine Übersicht ist in Tabelle 7.1 dargestellt.

Ein gemessener Wert \tilde{z} ergibt sich im Allgemeinen aus den folgenden Komponenten:

$$\tilde{z} = \delta_S z + \delta_B + \mathcal{N}(0, \sigma) \quad (7.1)$$

Odometer

Bei dem Odometer handelt es sich um einen Wegsensor. In Kombination mit der

gemessenen Zeit (Raddrehzahlsensor) für eine bestimmte Strecke (Radumfang) kann daraus die mittlere Geschwindigkeit bestimmt werden. Durch die Verformung an der Kontaktfläche zwischen Rad und Fahrbahn reduziert sich der effektive Umfang auf den Abrollumfang des Rads.

Systematische Fehler entstehen durch eine Abweichung des Radumfangs, z. B. durch die Abnutzung der Reifen, durch die Änderung des Reifendrucks oder durch die Beladung des Fahrzeugs. Tritt eine Verformung der Reifen an der Kontaktfläche auf, reduziert sich der Radumfang dementsprechend. Der Abrollumfang kann während der Fahrt nur schwer ermittelt werden. Zudem sind die Reifen nicht exakt parallel zum Fahrzeugkoordinatensystem ausgerichtet, wodurch die gemessene Geschwindigkeit reduziert wird.

Nicht-systematische Fehler treten durch Reifenschlupf auf. Dieser kann durch abrupte Beschleunigungs-, Brems- oder Lenkvorgänge bei reibungsarmer Fahrbahnoberfläche entstehen. Zusätzlich verändert sich der Reifenumfang und die Kontaktfläche zum Boden dynamisch durch eine unebene Fahrbahnoberfläche oder durch Gewichtsverlagerung z. B. durch einen Lenkvorgang. Durch Lenkbewegungen kann zudem die Ausrichtung zwischen Fahrzeug und Rädern verändert werden.

Zur Bestimmung der Geschwindigkeit wird der vorgegebene Radumfang durch die Zeit zwischen zwei Detektionsvorgängen bestimmt. Alle betrachteten Fehler bei der Bestimmung des Radumfangs verursachen einen Skalierungsfehler in der ermittelten Geschwindigkeit. Ein Bias-Fehler tritt nicht auf, da bei Stillstand kein Detektionsvorgang ausgelöst wird und die Geschwindigkeit daher 0 ist.

Für die gemessene Horizontalgeschwindigkeit, die aus den geschätzten Geschwindigkeiten aller vier Räder ermittelt wird, ergibt sich die folgende Messgleichung:

$$\tilde{v}_O = \delta_{S,O} v + \mathcal{N}(0, \sigma_{v,O}) \quad (7.2)$$

Gyroskop

Die betrachteten Fehler beziehen sich auf ein Gyroskop, das in Serienfahrzeugen zum Einsatz kommt. Dabei handelt es sich um einen kostengünstigen MEMS-Vibrationskreisler (engl. 'vibrating structure gyroscope') [AS08].

Der systematische Fehler besteht vorwiegend aus einem Bias-Fehler, der auch mit 'zero-point drift' oder 'null point drift' bezeichnet wird. Der Bias-Fehler ist die mittlere Abweichung der gemessenen Gierrate über einen definierten Zeitraum, wobei diese Abweichung unabhängig von der wahren Gierrate ist. Der Bias-Fehler setzt sich zusammen aus einem deterministischen, zufälligen und einem Fehler während des

Aufwärmvorgangs. Der deterministische Bias-Fehler bezieht sich auf ein Gyroskop, das sich in einem stabilen Zustand befindet und keiner Rotation ausgesetzt ist. Der Bias-Fehler aufgrund des Aufwärmvorgangs tritt während der ersten Minuten nach dem Einschalten des Gyroskops auf, bis eine konstante Temperatur erreicht wird. Der zufällige Bias (engl. 'run to run drift') tritt kontinuierlich während des Betriebs auf und bezeichnet die Änderung des Bias über die Zeit.

Bei dem zweiten systematischen Fehler handelt es sich um einen Skalierungsfehler, der beim Erfassen einer physikalischen Messgröße und bei der nachfolgenden Ermittlung des Sensorwerts entsteht. Den größten Einfluss hat die Temperatur, die Eingangsspannung, Fertigungstoleranzen und Alterungseffekte. Im Allgemeinen ist der Einfluss des Skalierungsfehlers auf die beschriebene Anwendung deutlich geringer als ein Bias-Fehler [VB13]. Der Fehler hängt stark von der auftretenden Gierrate ab. Tritt keine Gierrate auf oder ist sie über die betrachtete Sequenz mittelwertfrei, hat ein Skalierungsfehler keinen Einfluss auf die Orientierung am Ende der Sequenz.

Nicht-systematische Fehler werden überwiegend durch die Empfindlichkeit des Sensors verursacht. Für die gemessene Gierrate ergibt sich folgende Gleichung:

$$\tilde{\omega}_G = \delta_{S,G} \omega + \delta_{B,G} + \mathcal{N}(0, \sigma_{\omega,G}) \quad (7.3)$$

Radarbasierte Eigenbewegungsschätzung

Die instantane Eigenbewegungsschätzung, die auf einem oder mehreren Doppler Radaren basiert, wurde im Kapitel 6 im Detail vorgestellt. Aus diesem Grund wird in diesem Absatz nur noch kurz auf die Fehlerarten eingegangen. Der Messfehler kann hier nicht durch eine konstante Messunsicherheit modelliert werden, da es eine Abhängigkeit zu einer Vielzahl von Faktoren gibt (Abschnitt 6.4 und 4.5). Aus diesem Grund wird die in jedem Zeitschritt unabhängig geschätzte Kovarianzmatrix als Unsicherheit verwendet.

Es gibt keine systematischen Fehler bei der Bestimmung der Sensorbewegung im Sensorkoordinatensystem $(v^{S,x}, v^{S,y})$, sondern nur bei der daraus ermittelten Fahrzeugbewegung v, ω_R . Bei deren Berechnung entsteht ein Fehler aufgrund einer falsch bestimmten Einbauorientierung oder -position. Ein Fehler in der Einbauposition resultiert direkt in einem Skalierungsfehler der Gierrate, da dieser indirekt proportional zum Abstand zur Hinterachse ist (Gl. (6.9)). Der Einfluss auf die Geschwindigkeit ist deutlich geringer und tritt nur bei einer nicht-geradlinigen Bewegung für $y_S \neq 0$ auf. Der durch die fehlerhafte Gierrate verursachte Geschwindigkeitsfehler ist außer bei extrem langsamen Fahrten sehr gering (Gl. (6.10)). Dagegen verursacht ein Fehler in der Einbauorientierung einen Bias-Fehler in der Gierrate- und Geschwindigkeits-schätzung. Da die Einbauposition mittels CAD-Daten sehr exakt bestimmt werden kann, wird ein Skalierungsfehler vernachlässigt.

Nicht-systematische Fehler treten auf, wenn z. B. der Sensor komplett durch ein bewegtes Ziel verdeckt wird oder wenn ein oder mehrere Objekte mit exakt gleichem Geschwindigkeitsprofil und einer größeren Anzahl an Reflexionspunkten als die Anzahl stationärer Reflexionspunkte vorhanden sind. Zudem treten nicht-systematische Fehler bei einem Sensor bei Verletzung des 2 DOF Bewegungsmodells auf. Daraus ergibt sich folgende Messgleichung:

$$\tilde{\omega}_R = \omega + \delta_{\omega,R}(\Delta\gamma_S) + \mathcal{N}(0, \hat{\sigma}(\omega_R)) \quad (7.4)$$

$$\tilde{v}_R = v + \delta_{v,R}(\Delta\gamma_S) + \mathcal{N}(0, \hat{\sigma}(v_R)) \quad (7.5)$$

7.3 Herausforderungen bei der Kalibrierung

In diesem Abschnitt wird auf die auftretenden Probleme und Herausforderungen bei der Kalibrierung eingegangen, so dass der gewählte Kalibrierprozess im nächsten Abschnitt nachvollziehbar wird.

Parametervariation und Beobachtbarkeit

Die Anforderungen an den Kalibrierprozess sind angelehnt an [MFS13] die Folgenden:

- *Zeitliche Änderung der Parameter*
Die zu kalibrierenden Parameter ändern sich über die Zeit. Das betrifft sowohl die intrinsischen Fehler (Änderung des Reifendrucks, Temperaturänderung etc.) als auch die extrinsischen Fehler (z. B. Einbauorientierung der Radare durch Vibration und Verformung). Die Änderung erfolgt dabei entweder anhand eines Modells (z. B. Temperaturdrift) oder erfolgt spontan (z. B. Vibration, Änderung des Fahrbahnbelags, Beladung des Fahrzeugs).
- *Bestimmung aus fehlerbehafteten Messungen*
Die Parameter werden nicht direkt, sondern aus verrauschten Messdaten bestimmt. Die Parameter des Odometers und des Gyroskops können nur anhand eines Vergleichs ihrer Messwerte mit denen eines Radarsensors berechnet werden.
- *Nicht-beobachtbare Parameter*
Durch die Selbstkalibrierung während des normalen Betriebs können nicht alle Kalibrierparameter in jeder Situation bestimmt werden. So ist es zum Beispiel nicht möglich, den Skalierungsfehler des Gyroskops auf einer gerade verlaufenden Straße zu bestimmen.

- *Nicht-beobachtbare Parameter werden durch Rauschen beobachtbar*
Temporär nicht-beobachtbare Parameter wie der Skalierungsfehler des Gyroskops scheinen durch das Messrauschen beobachtbar. Selbst wenn keine Gierrate in einer Sequenz auftritt, werden kleine Gierraten durch das Messrauschen ausgegeben. Sind diese Messungen nicht unabhängig, sondern in irgendeiner Weise mit dem Messrauschen des Referenzsystems korreliert, wird ein falscher Skalierungsfaktor bestimmt.

Problemstellung

In diesem Abschnitt wird anhand des vorangegangenen Abschnitts auf weitere Anforderungen an das vorgestellte System eingegangen. Die zu bestimmenden Parameter des Systems ändern sich über die Zeit, so dass eine ständige Rekalibrierung erforderlich ist. Parameter, die sich aufgrund eines äußeren Einflusses spontan ändern, können nicht durch ein Modell beschrieben werden. Zudem treten noch Änderungen über die Zeit auf, deren genaues Prozessmodell (z. B. Temperaturdrift) nicht direkt, sondern nur mittels weiterer Messwerte (z. B. Temperatursensor) modelliert werden kann. Aus diesen Gründen wird ein ML-Schätzer verwendet.

Ein weiterer Punkt, der gegen die Verwendung eines Kalman-Filters spricht, ist das Auftreten von Ausreißer-Messungen aufgrund nicht-systematischer Fehler. Diese Ausreißer können nicht anhand der geschätzten Kovarianzmatrix identifiziert werden, sondern müssen innerhalb des Kalman-Filters durch einen Abgleich mit der zu erwarteten (prädizierten) Messung identifiziert werden. Zudem tritt eine Unbeobachtbarkeit auf, die in einem Kalman-Filter nur aufwendig erkannt und korrigiert werden kann. So kann der Skalierungsfaktor des Gyroskops nicht auf einer geraden Straße geschätzt werden, sondern nur wenn eine Gierrate auftritt.

Zu Beginn sind die exakten Parameter aller Sensoren unbekannt, so dass es sich um ein klassisches *Henne-Ei-Problem* handelt. Es ist nicht möglich alle Parameter von Beginn an gleichzeitig zu schätzen, da dadurch eine Mehrdeutigkeit auftritt. Zum Beispiel weist ein Bias-Fehler des Gyroskops den gleichen Effekt auf wie ein Fehler in der Einbauorientierung des Radarsensors.

Die Kalibrierung muss während des kompletten Lebenszyklus des Fahrzeugs verfügbar sein. Das heißt, auf spezielle Hardware / Gegenstände zur Kalibrierung (z. B. auf einen Winkelreflektor (engl. 'corner reflector')) und auf eine Expertenanalyse muss verzichtet werden. Die Kalibrierung in einer Werkstatt ist aufgrund der häufigen und schnellen Änderung der Parameter zu kostenintensiv und zeitaufwendig. Aus diesem Grund wird eine selbstüberwachende und autarke Online-Kalibrierung verwendet. Dadurch werden keine Voraussetzungen an die Umgebung und Fahrzeug-Trajektorie gestellt.

7.4 Kalibrierprozess und -modelle

7.4.1 Systemübersicht

Im ersten Teil wird anhand der Problemstellung und beschriebenen Anforderungen die gewählte Systemimplementierung beschrieben, die in Abb. 7.2 dargestellt ist. Durch die auftretende Mehrdeutigkeit (*Henne-Ei-Problem*) wird der Algorithmus hierarchisch strukturiert. Das bedeutet, dass die Parameter sequenziell nacheinander kalibriert werden. Dazu wird zuerst eine Situation benötigt, in der die Mehrdeutigkeit nicht auftritt und ein Parameter unabhängig von den anderen bestimmt werden kann. Ist dieser erfasst, wird er für eine bestimmte Zeit als konstant angenommen, um die verbleibenden Parameter zu kalibrieren.

Aufgrund der zeitlichen Variation der Parameter wird eine ML-Schätzung nur auf eine definierte Anzahl der zuletzt erfassten Messungen angewendet (Messzeitraum). Das heißt, das System speichert diese Anzahl an Messwerten und bestimmt in vorher definierten Abständen die Parameter mittels eines Optimierungsproblems. Zudem wird anhand der Messunsicherheiten noch die Varianz der ermittelten Parameter geschätzt.

Das System ist in Abb. 7.2 als Ablaufdiagramm zusammengefasst und besteht aus zwei Routinen zwischen denen automatisch gewechselt wird. Wenn das Fahrzeug für eine definierte Zeit still steht, wird in die initiale Kalibrierung gewechselt. Während des Stillstands kann der Bias-Fehler des Gyroskops unabhängig von weiteren Sensoren bestimmt werden. Setzt sich das Fahrzeug in Bewegung, kann angenommen werden, dass der Bias-Fehler in der ersten Minute vernachlässigbar ist. Zudem unterliegt er im Normalfall keinen abrupten Änderungen, sondern einem zeitlichen Abdriften. Auf diese Weise ist die Mehrdeutigkeit in dem Zeitraum aufgelöst und es wird die Einbauorientierung des Radarsensors bestimmt.

Die Einbauorientierung ändert sich im Normalfall nur geringfügig über den Lebenszyklus von einem Fahrzeug und kann daher für einen längeren Zeitraum als konstant angenommen werden. Ein präziser Einbauwinkel wird benötigt, um während der Fahrt zyklisch das Gyroskop und das Odometer zu rekalisieren. Dies geschieht in der Online-Rekalibrierung mittels der radarbasierten Eigenbewegungsschätzung.

Messungen, in denen das zugrunde liegende 2 DOF Bewegungsmodell nicht gültig ist, werden über die Gierrate ausgeschlossen. Es wird angenommen, dass bei Gierraten unter $30^\circ/\text{s}$ das Bewegungsmodell erfüllt ist. Weist das Gyroskop eine größere Gierrate auf, werden die Messungen nicht berücksichtigt. Tritt dennoch ein lateraler Schlupf an den Hinterrädern auf, wird dieser durch den RANSAC ausgeschlossen.

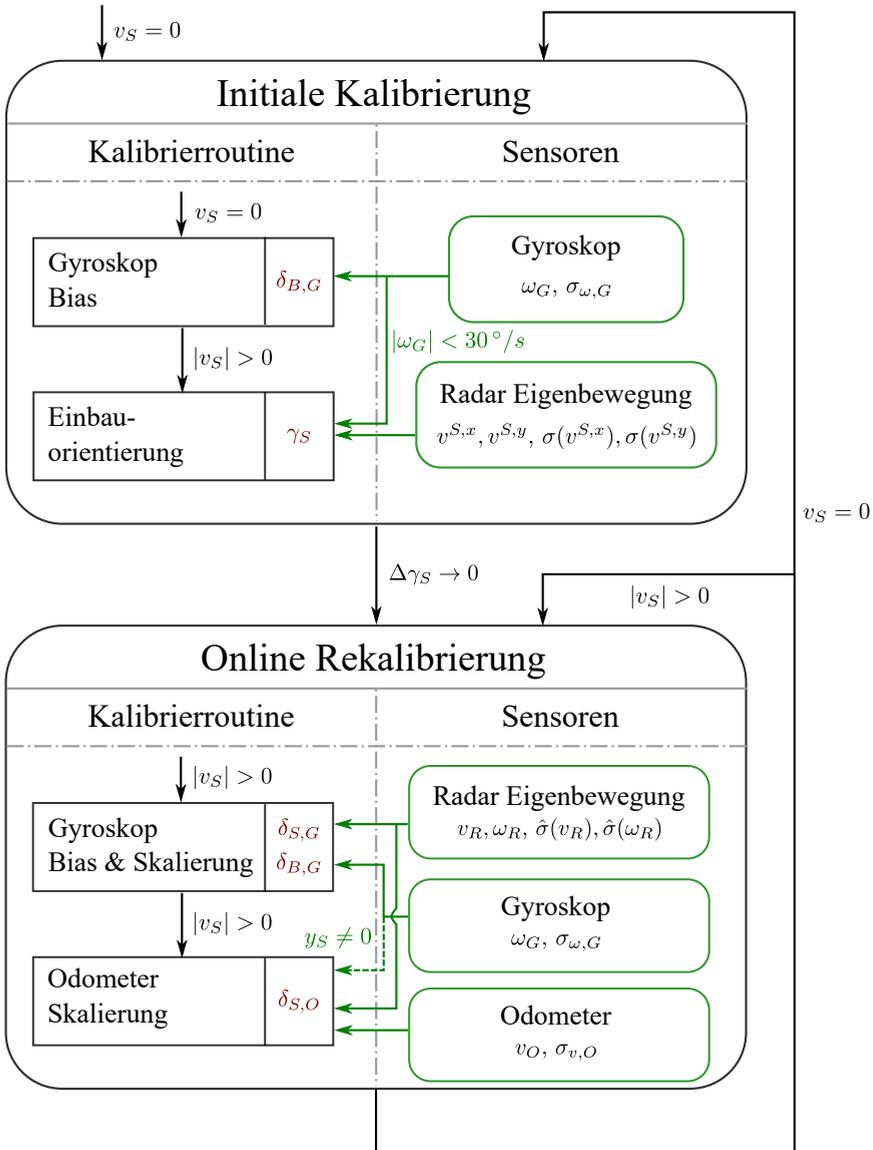


Abbildung 7.2: Übersicht über die hierarchische Kalibrierroutine

Der optimale Messzeitraum ist abhängig von den spezifischen Sensoreigenschaften. Durch einen größer gewählten Messzeitraum erhöht sich die Genauigkeit der bestimmten Parameter, allerdings bezieht sich der so gebildete Mittelwert auf einen früheren Zeitpunkt. Die statistische Verteilung der Messwerte (Geschwindigkeit, Gierrate etc.) in einem Messzeitraum hat zudem einen großen Einfluss auf die Genauigkeiten. Die betrachtete Trajektorie des Messzeitraums wird im Folgenden als Sequenz bezeichnet.

7.4.2 Modelle - Initiale Kalibrierung

Bias - Gyroskop (Stillstand)

Die initiale Kalibrierung beginnt im Stillstand des Fahrzeugs mit der Bestimmung des Bias-Fehlers des Gyroskops. Der Stillstand kann durch das Odometer detektiert werden, da dieses keinen Bias-Fehler aufweist und ein Skalierungsfehler keinen Einfluss bei einer Geschwindigkeit von 0 hat. Im Gegensatz zu Robotern kann sich die Orientierung des Fahrzeugs im Stillstand nicht ändern, so dass anhand der L_S Messwerte ($k = 1 \dots L_S$) während des Stillstands der Bias-Fehler direkt bestimmt werden kann. Der Bias-Fehler entspricht dem mittleren Messwert des Gyroskops in diesem Zeitraum:

$$\delta_{B,G} = \frac{\sum_{k=1}^{L_S} \omega_{G,k}}{L_S} \quad (7.6)$$

Radar Einbauorientierung

Bewegt sich das Fahrzeug geradlinig ($\omega = 0$), wie in Abb. 7.3 (a) abgebildet, hat der Sensor nur eine Geschwindigkeitskomponente entlang der x -Achse ($\alpha_S = 0$). Wird dennoch eine Bewegungsrichtung im Sensor-Koordinatensystem $\alpha_S^S \neq 0$ bestimmt, muss diese exakt der Einbauorientierung γ_S entsprechen.

Die Erweiterung auf beliebige Bewegungen ($\omega \neq 0$) erfolgt durch den Vergleich der lateralen Geschwindigkeit v_S^y an der Sensorposition zwischen der radarbasierten Schätzung und des Gyroskops (Abb. 7.3 (b)). Die radarbasierte Schätzung wird durch Transformation der Sensorbewegung (polare Darstellung: $|v_S|, \alpha_S^S$) in das Ego-Fahrzeugkoordinatensystem bestimmt. Anhand der Gierrate multipliziert mit dem entsprechenden Hebelarm x_S kann anhand des Gyroskops ein Vergleichswert ermittelt werden. Durch Gleichsetzen ergibt sich die folgende Gleichung für jede Messung k :

$$|v_{S,k}| \sin(\underbrace{\gamma_S + \alpha_{S,k}^S}_{\alpha_{S,k}}) = x_S \omega_{G,k} \quad (7.7)$$

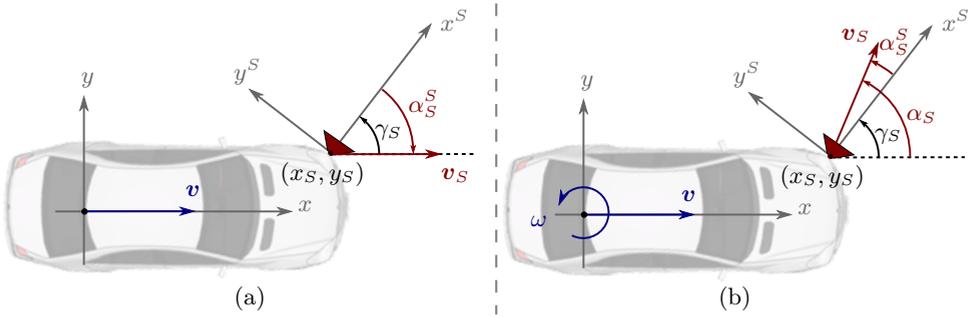


Abbildung 7.3: Sensorbewegung im Ego-Fahrzeugkoordinatensystem für eine geradlinige (a) und nicht-geradlinige Bewegung (b).

und aufgelöst nach der Einbauorientierung:

$$\gamma_S = \arcsin \left(\underbrace{\frac{x_S \omega_{G,k}}{v_k^S}}_{\chi_k} \right) - \alpha_{S,k}^S \quad (7.8)$$

Die Einbauorientierung kann anhand einer Mittelwertbildung direkt aus Gleichung (7.8) bestimmt werden. Durch die vorangegangene Kalibrierung des Gyroskops wird angenommen, dass die Gierrate keinen Bias-Fehler aufweist. Weist das Gyroskop einen Skalierungsfehler auf, entsteht ein systematischer Fehler in der Einbauorientierung, wenn das Argument des Arkussinus über der betrachteten Sequenz nicht mittelwertfrei ($\mu(\chi) \neq 0$) ist. Dies tritt zum Beispiel bei einer Sequenz auf, bei der sich bei konstanter Geschwindigkeit die Anfangs- und Endorientierung unterscheiden. Unter der Annahme, dass während der betrachteten Sequenz das Fahrzeug eine konstante Gierrate von $5^\circ/\text{s}$ ($v = 5 \text{ m/s}$, $x_S = 3.8 \text{ m}$) und das Gyroskop einen Skalierungsfehler von 1% hat, ergibt sich ein Fehler in der Schätzung der Einbauorientierung von 0.04° .

In Abhängigkeit der Sequenz ist es sinnvoll, zusätzlich den Skalierungsfehler des Gyroskops zu schätzen. Ein systematischer Fehler wird auf diese Weise ausgeschlossen. Durch den zusätzlichen Freiheitsgrad erhöht sich allerdings die Unsicherheit. Aus Gleichung (7.8) folgt unter Berücksichtigung des Skalierungsfehlers des Gyroskops:

$$\gamma_S = \arcsin(\delta_{S,G} \chi_k) - \alpha_k \quad (7.9)$$

Um ein lineares Gleichungssystem zu erhalten, wird mittels Taylor-Approximation $\delta_{S,G}$ aus dem Arkussinus herausgezogen:

$$\gamma_S = \delta_{S,G} \arcsin(\chi_k) - \alpha_k \quad (7.10)$$

Das Resultat ist ein geringer Approximationsfehler, wenn $\delta_{S,G} \neq 1$. Dieser lässt sich durch die vernachlässigten Terme der Taylor-Entwicklung abschätzen:

$$\epsilon(\gamma_{S,k}) = \frac{\delta_{S,G}^3 - \delta_{S,G}}{6} \chi_k^3 + 3 \frac{\delta_{S,G}^5 - \delta_{S,G}}{40} \chi_k^5 + \mathcal{O}(\chi_k^7) \quad (7.11)$$

Eine Begrenzung des Fehlers erfolgt durch den Ausschluss von Messungen mit einem großen χ -Wert. Um den Fehler einer einzelnen Messung auf maximal 0.01° zu begrenzen, bei einem angenommenen Skalierungsfehler von 1% bzw. 5%, werden Messungen mit einem $|\chi_k|$ über 0.49 bzw. 0.21 von der Sequenz ausgeschlossen. Dies entspricht für ein Frontradar ($x_S = 3.8$ m) und bei einer Geschwindigkeit von 10 m/s einer Gierrate von über $60^\circ/\text{s}$ bzw. $30^\circ/\text{s}$. Zu beachten ist weiterhin, dass es sich hierbei um den Fehler einer einzelnen Messung handelt. Ist der mittlere χ -Wert über einer Sequenz 0, hat die Approximation keine Auswirkung auf die Einbauorientierung.

Aus Gleichung (7.11) ergibt sich für alle Messungen ein lineares Gleichungssystem mit 2 DOF:

$$\begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \vdots \\ \alpha_{L_S} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \arcsin(\chi_1) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ \arcsin(\chi_{L_S}) & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \delta_{S,G} \\ \gamma_S \end{bmatrix} \quad (7.12)$$

Aufgrund der radarbasierten Schätzung kann jede Messung in der Sequenz eine unterschiedliche Genauigkeit aufweisen. Diese Genauigkeit wird benötigt, um die Messwerte sowohl bei der Mittelwertbildung (Gl. (7.8)) als auch bei dem linearen Gleichungssystem (7.12) zu gewichten. Die Gewichtungen ergeben sich aus der Messunsicherheit der Eigenbewegungsschätzung und der Spezifikation des Gyroskops mittels Fehlerfortpflanzung. Dazu wird zuerst die Unsicherheit von α_k bestimmt:

$$\hat{\sigma}(\alpha_k) = \frac{\sqrt{\left(v_k^{S,x} \hat{\sigma}(v_k^{S,y})\right)^2 + \left(v_k^{S,y} \hat{\sigma}(v_k^{S,x})\right)^2}}{\left(v_k^S\right)^2} \quad (7.13)$$

und von dem Argument χ_k des Arkussinus:

$$\hat{\sigma}(\chi_k) = x_S \sqrt{\frac{\sigma_\omega^2 + \omega_{G,k}^2 \frac{\left(v_k^{S,x} \hat{\sigma}(v_k^{S,x})\right)^2 + \left(v_k^{S,y} \hat{\sigma}(v_k^{S,y})\right)^2}{\left(v_k^S\right)^4}}{\left(v_k^S\right)^2}} \quad (7.14)$$

daraus ergibt sich für die Messunsicherheit des Arkussinus:

$$\hat{\sigma}(\arcsin(\chi_k)) = \sqrt{\frac{\hat{\sigma}_k(\chi_k)^2}{1 - \chi_k^2}} \quad (7.15)$$

und für die Messunsicherheit der Einbauorientierung:

$$\hat{\sigma}(\gamma_{S,k}) = \sqrt{\hat{\sigma}(\arcsin(\chi_k))^2 + \hat{\sigma}(\alpha_k)^2} \quad (7.16)$$

Anhand der Gleichungen für die Kovarianzen (7.13) bzw. (7.14) wird ersichtlich, dass die Unsicherheiten nicht nur von den Messunsicherheiten, sondern auch von der Eigenbewegung selbst abhängen. So nehmen mit steigender Sensorgeschwindigkeit $|v_S|$ die Unsicherheiten ab. Allerdings wächst mit höherer Geschwindigkeit auch der Fehler in der Schätzung der Sensorbewegung (Abschnitt 6.4.4). Der direkte Einfluss der Gierrate ist auf χ_k beschränkt (Gl. (7.14)). Die Unsicherheit nimmt mit steigender Gierrate zu. Dabei ist allerdings nicht berücksichtigt, dass sich auch der Geschwindigkeitsvektor des Sensors ändert. Das genaue Verhalten wird aus diesem Grund in beiden Fällen durch eine Simulation ermittelt.

7.4.3 Modelle - Online Rekalibrierung

Gyroskop Bias & Skalierung

Ein direkter Vergleich der Gierrate aus der radarbasierten Eigenbewegungsschätzung mit der des Gyroskops ermöglicht die Bestimmung von Skalierungsfehler und Bias-Fehler. Dies kann durch ein lineares Gleichungssystem für mehrere Messungen beschrieben werden:

$$\begin{bmatrix} \omega_{R,1} \\ \vdots \\ \omega_{R,L_s} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \omega_{G,1} & 1 \\ \vdots & \vdots \\ \omega_{G,L_s} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \delta_{S,G} \\ \delta_{B,G} \end{bmatrix} \quad (7.17)$$

Damit das Gleichungssystem eindeutig lösbar ist, werden mindestens zwei Gierraten mit unterschiedlichem Wert benötigt. Die Unsicherheiten der abhängigen und unabhängigen Variablen sind bekannt.

Odometer Skalierungsfehler

Ist der Sensor mittig am Fahrzeug angebracht ($y_S = 0$), kann die Geschwindigkeit aus dem Odometer direkt mit der longitudinalen Sensorgeschwindigkeit v_S^x verglichen werden.

Ist der Sensor nicht mittig angebracht ($y_S \neq 0$), kann analog zu dem vorangegangenen Abschnitt der Skalierungsfehler des Odometers durch einen direkten Vergleich mit der radarbasierten Geschwindigkeit erfolgen. Allerdings ist die Gierrate eines kalibrierten Gyroskops mit einer Genauigkeit von unter $0.5^\circ/\text{s}$ präziser als die radarbasierte Schätzung. Daher ist es von Vorteil, anhand des Gyroskops und des Odometers die zu erwartende longitudinale Sensorgeschwindigkeit v_S^x zu bestimmen und diese direkt mit der radarbasierten Schätzung zu vergleichen. Daraus ergibt sich das folgende Gleichungssystem, das bereits für eine Messung mit einer Geschwindigkeit größer 0 eindeutig lösbar ist:

$$v_{O,k} = \delta_{S,O} (v_{S,k}^x + y_S \omega_{G,k}) \quad (7.18)$$

und umgeformt nach dem gesuchten Skalierungsfehler:

$$\delta_{S,O} = \frac{v_{O,k}}{v_{S,k}^x + y_S \omega_{G,k}} \quad (7.19)$$

Daraus ergibt sich für die Unsicherheit jeder Schätzung des Skalierungsfehlers unter der Annahme, dass alle Messungen unabhängig voneinander sind, die folgende Standardabweichung (lineare Approximation):

$$\hat{\sigma}_k(\delta_{S,O}) = \sqrt{\frac{\sigma_{v,O}^2}{(v_{S,k}^x + y_S \omega_{G,k})^2} + \frac{(\hat{\sigma}(v_k^{S,x})^2 + y_S^4 \omega_{G,k}^2 \sigma_{\omega,G}^2) v_{O,k}^2}{(v_{S,k}^x + y_S \omega_{G,k})^4}} \quad (7.20)$$

7.5 Schätzverfahren

In diesem Abschnitt werden optimale Schätzer für die im letzten Abschnitt eingeführten Modelle (Gleichungssysteme) vorgestellt. Es handelt sich um Schätzprobleme mit 1 DOF (Einbauorientierung und Odometer) oder 2 DOF (Gyroskop und Einbauorientierung bei Berücksichtigung eines Skalierungsfehlers des Gyroskops). In allen Fällen ist zu beachten, dass aufgrund der radarbasierten Schätzung das Schätzproblem eine Heteroskedastizität aufweist, während die Messwerte der Odometrie homoskedastisch sind. Im Falle der 2 DOF-Schätzer (Gl. (7.12) bzw. (7.17)) tritt zudem eine EIV-Problematik auf. Der Grund ist, dass Messfehler sowohl in den abhängigen (α bzw. ω_R) als auch unabhängigen Variablen (χ bzw. ω_G) auftreten.

7.5.1 Gewichteter Mittelwert (1 DOF)

Für die Lösung der 1 DOF Fälle wird ein gewichteter Mittelwert (engl. 'weighted mean') (wMean) verwendet. Es ist der ML-Schätzer, wenn die Messwerte unabhängig

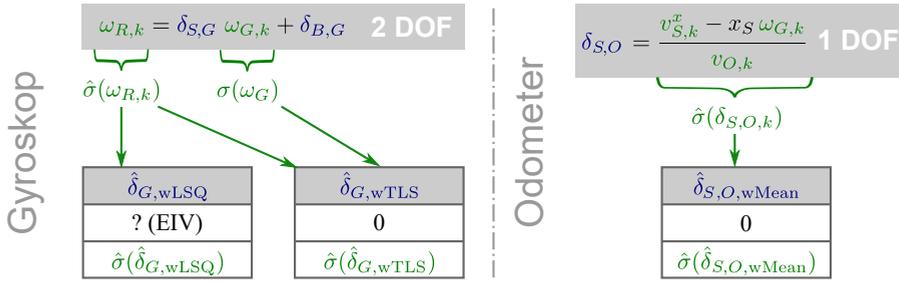


Abbildung 7.4: Übersicht über die Schätzer zur Kalibrierung der Odometrie (Boxen geben an: Bezeichner, Bias, Standardabweichung)

sind und eine Normalverteilung mit identischem Erwartungswert aufweisen. Allgemein ergibt sich für den zu schätzenden Wert \hat{x} mit einer Standardabweichung der Messungen σ_k :

$$\hat{x} = \frac{\sum_{k=1}^{L_s} (x_k \sigma_k^{-2})}{\sum_{k=1}^{L_s} \sigma_k^{-2}} \quad (7.21)$$

und für die Varianz des geschätzten Werts:

$$\hat{\sigma}^2(\hat{x}) = \frac{1}{\sum_{k=1}^{L_s} \sigma_k^{-2}} \quad (7.22)$$

Einbauorientierung

Der wMean-Schätzer ist mit Abstand die schnellste Lösung zur Schätzung der Einbauorientierung $\hat{\gamma}_{wMean}$, da die Lösung analytisch bestimmt werden kann. Dieser Schätzer wird zur Bestimmung der Einbauorientierung auf Gleichung (7.8) mit den Unsicherheiten aus Gleichung (7.16) angewendet. Anschließend wird noch die Standardabweichung $\hat{\sigma}(\hat{\gamma}_{wMean})$ der geschätzten Einbauorientierung bestimmt.

Die Lösung ist biasfrei, wenn der Skalierungsfehler $\delta_{S,G} = 1$ ist oder wenn $\mu(\chi) = 0$ ist. Falls ein Skalierungsfehler vorliegt, kann der Bias-Fehler folgendermaßen abgeschätzt werden:

$$\hat{\mu}(\hat{\gamma}_{wMean}) = \delta_{S,G} \frac{\sum_{k=1}^{L_s} \hat{\sigma}(\gamma_{S,k})^{-2} \arcsin(\chi_k)}{\sum_{k=1}^{L_s} \hat{\sigma}(\gamma_{S,k})^{-2}} \quad (7.23)$$

dabei wird angenommen, dass kein Fehler in der unabhängigen Variable auftritt ($\hat{\sigma}(\arcsin(\chi_k)) = 0$).

Bei einer Berücksichtigung des Messfehlers in den unabhängigen Variablen muss die Mahalanobis-Distanz von jedem Messwert analog zu ODR (siehe Abschnitt 4.4.4)

ermittelt und die Gewichtung entsprechend angepasst werden.

Skalierungsfehler Odometer

Für die Bestimmung des Skalierungsfehlers des Odometers wird wMean verwendet (Gl. (7.19) und Unsicherheiten aus Gl. (7.20)). Eine Übersicht gibt Abb. 7.4.

7.5.2 Gewichteter LSQ bzw. Total-LSQ (2 DOF)

Übersicht - wLSQ

Für die Schätzung der 2 DOF der linearen Gleichungssysteme werden verschiedene Schätzer mit unterschiedlicher Komplexität und Rechenzeit vorgestellt und abschließend in einer Simulation evaluiert. Dies geschieht analog zur Bestimmung des Geschwindigkeitsprofils (Abschnitt 4.4). Eine Übersicht bei welcher Fehlerverteilung die Schätzer der ML-Lösung entsprechen ist in Abb. 7.5 dargestellt.

Der einfachste Schätzer ist ein LSQ-Schätzer, der allerdings aufgrund der EIV-Problematik einen Bias-Fehler aufweisen kann und zudem nicht die Variation der Messunsicherheiten berücksichtigt. Deshalb wird dieser Schätzer nicht weiter berücksichtigt, auch weil er nur eine geringfügig kürzere Rechenzeit als der wLSQ-Schätzer aufweist. Dieser berücksichtigt die Heteroskedastizität der einzelnen Messungen durch eine entsprechende Gewichtung. Die Varianz fällt im Vergleich zum LSQ-Schätzer geringer aus. Der Bias-Fehler aufgrund der EIV-Problematik ist allerdings noch vorhanden.

Die Gewichtung der einzelnen Messungen für den wLSQ-Schätzer erfolgt analog zu der Berechnung für das Geschwindigkeitsprofil (Gl. (4.15)) mit der Annahme, dass der Skalierungsfaktor des Gyroskops $\delta_{S,G} \approx 1$ ist. Daraus ergibt sich für die Gewichtung der einzelnen Messungen für die Einbauorientierung:

$$\sigma_{\text{wLSQ},k}^2 = \hat{\sigma}(\alpha_k)^2 + \delta_{S,G} \hat{\sigma}(\arcsin(\chi_k))^2 \quad (7.24)$$

bzw. für die Kalibrierung des Gyroskops:

$$\sigma_{\text{wLSQ},k}^2 = \hat{\sigma}(\omega_{R,k})^2 + \delta_{S,G} \sigma_G^2 \quad (7.25)$$

Eine geringfügige Verbesserung wird erzielt, wenn nach dem erstmaligen Lösen anhand der bestimmten Steigung die Gewichtungsfaktoren neu berechnet werden. Mit den neuen Gewichtungen wird das Gleichungssystem nochmals gelöst. Dies geschieht iterativ so lange, bis die Lösung bzw. die Gewichtungsfaktoren konvergieren.

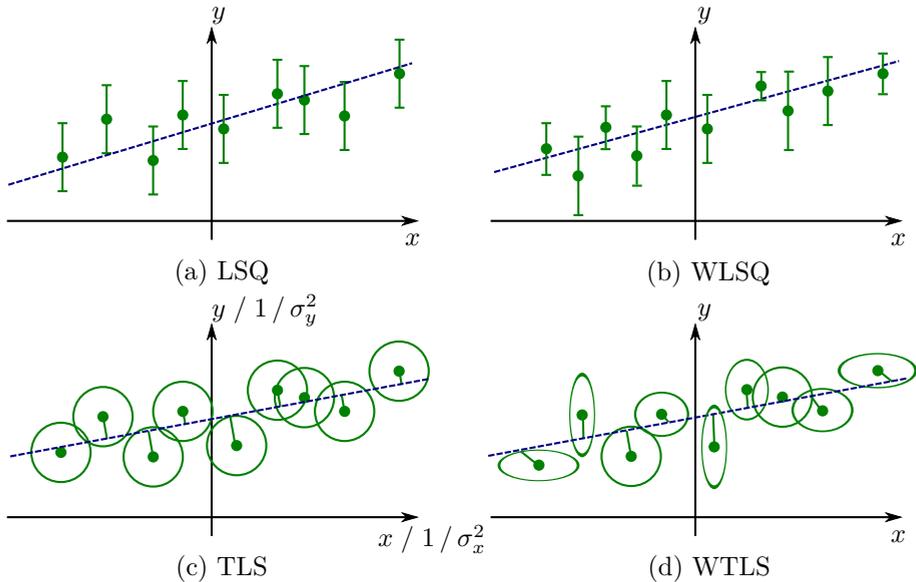


Abbildung 7.5: Übersicht über die optimalen 2 DOF-Schätzer mit den Messungen (\bullet), 1σ Bereich ($—$) und Lösung ($- -$)

Übersicht - wTLS

Um den Bias-Fehler des wLSQ-Schätzers zu korrigieren, kann ein auf dem 'Total Least-Squares' (TLS)-Schätzer basierender Algorithmus verwendet werden. Der TLS-Schätzer berücksichtigt Messunsicherheiten sowohl in den abhängigen als auch unabhängigen Parametern [MV07]. Allerdings handelt es sich nur um den ML-Schätzer, wenn diese Unsicherheiten einer Normalverteilung unterliegen und nicht korreliert sind. Die Kovarianzmatrix zwischen den abhängigen und unabhängigen Variablen muss aus diesem Grund eine Einheitsmatrix sein.

Um die Heteroskedastizität zu berücksichtigen wird der TLS-Schätzer um eine Gewichtung erweitert (engl. 'Generalized Total Least Squares' (GTLS)). Bei den Schätzproblemen, die in dieser Arbeit auftreten, handelt es sich um den daraus abgeleiteten Spezialfall des 'Element-wise Weighted Total Least Squares' (ewTLS). Nach [MV07] sind für diesen Fall alle Messungen unkorreliert und weisen nur eine unterschiedliche Varianz auf. Die Gewichtungsmatrix aller Messwerte entspricht in diesem Fall einer Diagonalmatrix. Bei dem daraus resultierenden Optimierungsproblem handelt es sich um ein nicht-konvexes Problem, welches im Allgemeinen keine geschlossene Lösung aufweist [MV07].

In dieser Arbeit wird das Optimierungsproblem mittels Lagrange-Multiplikator gelöst. Das dabei entstehende Gleichungssystem ist allerdings nichtlinear. Für den homoskedastischen Fall wird die Lösung in [SLCF06] vorgestellt. Für den heteroskedastischen Fall wird in [SW08] ein darauf basierendes Verfahren vorgestellt, das nur geringe Anforderungen an die Struktur der Gewichtungsmatrix hat, die für die in dieser Arbeit betrachteten Anwendung erfüllt sind. Das Verfahren wird in dieser Arbeit mit 'Weighted Total Least Squares' nach [SW08] (wTLS) bezeichnet.

Als Startlösung wird die LSQ-Lösung verwendet. In einem iterativen Schema wird auf der aktuellen Lösung basierend abwechselnd der Lagrange-Multiplikator ermittelt und mit diesem eine neue Lösung für die nächste Iteration bestimmt. Die Iterationschleife wird abgebrochen, wenn die Änderung der Lösung zur nächsten Iteration unterhalb eines Schwellwerts liegt. Der Algorithmus erreicht normalerweise für den einfachen 2 DOF-Fall in wenigen Iterationen eine sehr präzise Lösung. Abschließend erfolgt noch anhand der Fehler der einzelnen Messungen gewichtet mit dem Lagrange-Multiplikator eine Abschätzung der Kovarianzmatrix der Lösung. Die genaue Implementierung ist im Detail in [SW08] erläutert.

Einsatz: Einbauorientierung

Neben der Einbauorientierung bestimmen die Schätzer wLSQ und wTLS den Skalierungsfehler des Gyroskops und schätzen damit 2 DOF. Sie werden auf das lineare Gleichungssystem (7.12) angewendet. Da es sich um eine EIV-Problematik handelt, weist der wLSQ-Schätzer einen Bias-Fehler auf. Dieser kann nicht direkt bestimmt werden (vgl. wLSQ bei dem Geschwindigkeitsprofil in Abschnitt 4.4.2). Die Standardabweichung ergibt sich analog zu der des Geschwindigkeitsprofils in Abschnitt 4.4.3. Der wTLS Schätzer hingegen ist biasfrei und die Varianz lässt sich, wie in [SW08] beschrieben, bestimmen. Eine Übersicht kann Abb. 7.6 entnommen werden.

Einsatz: Bias- und Skalierungsfehler Gyroskop

Zur Schätzung des Bias- und Skalierungsfehlers des Gyroskops werden beide Verfahren (wLSQ, wTLS) auf das lineare Gleichungssystem (7.17) angewendet. Bei ω_R und ω_G handelt es sich um Messwerte, so dass auch hier die EIV-Problematik auftritt. Für ω_G kann angenommen werden, dass homoskedastische Messungen vorliegen, wohingegen ω_R heteroskedastisch ist. Dies ist in Abb. 7.4 - links dargestellt.

7.5.3 Kombination von Schätzern

Wie in Abschnitt 7.4 diskutiert, hängt die Genauigkeit der Bestimmung der Einbauorientierung nicht nur von den Messunsicherheiten ab, sondern auch von dem in der

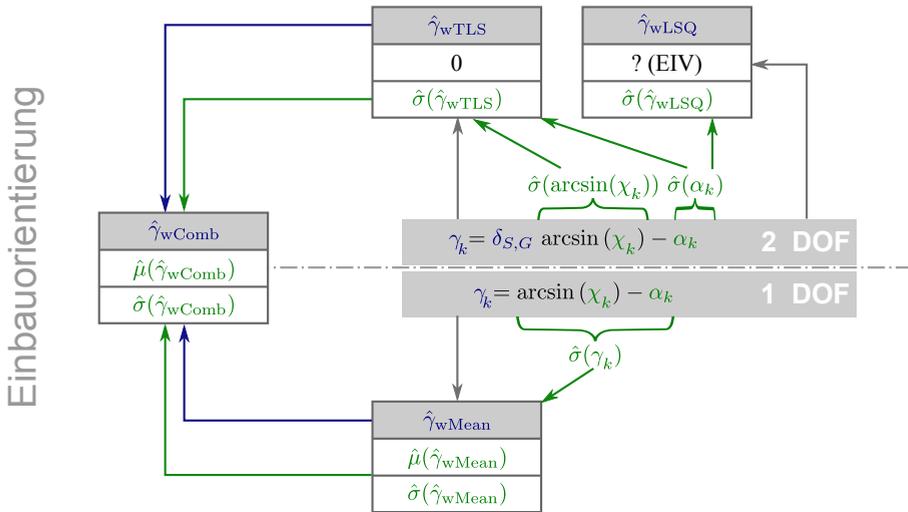


Abbildung 7.6: Übersicht über die Schätzer zur Bestimmung der Einbauorientierung (Boxen geben an: Bezeichner, Bias, Standardabweichung)

betrachteten Sequenz auftretenden Bewegungszustand. Deshalb ist es schwierig ein Messverfahren unabhängig von der Sequenzen auszuwählen. Ist zum Beispiel der Mittelwert der Gierrate in der Sequenz gleich 0, hat ein möglicher Skalierungsfehler des Gyroskops keinen Einfluss, so dass es sich bei dem wMean um einen optimalen Schätzer handelt. Ist der Mittelwert der Gierrate in der Sequenz groß, ist abhängig von dem Skalierungsfehler des Gyroskops der wTLS dem wMean vorzuziehen. Als letztes Schätzverfahren wird deshalb eine Kombination aus wMean und wTLS eingeführt und mit wComb bezeichnet.

Die Kombination von Schätzern ist ein umfassend untersuchtes Themengebiet im Bereich der Klassifizierung sowie in der Regressionsrechnung. Eine Unterscheidung der Verfahren anhand ihrer Datenbasis ist möglich. Die Schätzer werden entweder auf dem identischen Datensatz [Per93] ausgewertet oder der Datensatz wird in verschiedene Datensätze aufgeteilt (engl. 'bootstrap samples') und getrennt ausgewertet (engl. 'bagging predictors') [Bre96]. [TT97] stellt dazu fest, dass die Kombination von Schätzern zu bevorzugen ist, wenn die Schätzer nicht positiv korreliert sind und nur einen geringen Bias-Fehler aufweisen.

Für alle vorgestellten Schätzer ist es möglich, die Kovarianz bzw. den RMSE zu bestimmen. Deshalb ist, wie in [Coc54] beschrieben, eine Gewichtung der Schätzer mit dem inversen quadratischen Fehler möglich. Dazu dürfen die Schätzer allerdings nicht korreliert sein. Sind die beiden Schätzer m und n korreliert, muss zuerst ihre

Kovarianzmatrix $\Omega_{m,n}$ bestimmt werden:

$$\Omega_{n,m} = \mathbb{E}_{n,m} ((\gamma_{S,k} - \hat{\gamma}_{S,n})(\gamma_{S,k} - \hat{\gamma}_{S,m})) \quad (7.26)$$

Die Gewichtungsfaktoren werden normalisiert, so dass ihre Summe 1 ergibt. Der ML-Schätzer ergibt sich nach [TT97], wenn die Gewichte $\mathbf{g} = [g_n \ g_m]^\top$ folgendermaßen bestimmt werden:

$$\mathbf{g} = \left[\Omega_{m,n} + \begin{bmatrix} \mu_m \\ \mu_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mu_m & \mu_n \end{bmatrix} \right]^{-1} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (7.27)$$

dabei werden mit μ die Bias-Fehler der Schätzer bezeichnet. Sonderfälle treten auf, wenn beide Schätzer unkorreliert sind. Dann ist die Gewichtung nur noch von dem RMSE abhängig:

$$g = \frac{1}{\sigma^2 + \mu^2} \quad (7.28)$$

Falls der Schätzer zudem biasfrei ist, reduziert sich die Berechnung der Gewichtung auf die inverse Varianz:

$$g = \frac{1}{\sigma^2} \quad (7.29)$$

Theoretisch erhöhen Verfahren auf geteilten Datensätzen die Genauigkeit nur, wenn eine Instabilität der Schätzer vorhanden ist. Ein Schätzer ist instabil, wenn eine kleine Änderung des Datensatzes zu einer großen Änderung des Ergebnisses führt [Bre⁺96]. Dies tritt auf, wenn ein Datensatz Ausreißer beinhaltet, die das Ergebnis stark beeinflussen. Datensätze, die einen großen Anteil an Ausreißern enthalten, weisen eine größere Varianz auf und werden deshalb geringer gewichtet. Die Genauigkeit des kombinierten Schätzers nimmt zu. Allerdings nimmt die Genauigkeit durch die Aufteilung des Datensatzes für stabile Schätzer mit einem geringen Anteil an Ausreißern im Vergleich zu Schätzern, die sich auf den gesamten Datensatz beziehen, deutlich ab [Bre96].

Da eine gesonderte Ausreißerbehandlung (siehe nächster Abschnitt) erfolgt, kann angenommen werden, dass die Schätzer stabil sind und nur einen geringen Anteil an Ausreißern aufweisen. Aus diesem Grund wird im Folgenden nur eine Kombination von Schätzern (wComb), die den gesamten Datensatz beinhalten, untersucht. Schätzer auf Teilen des Datensatzes haben in der Simulation in allen Fällen schlechtere Ergebnisse erzielt und werden aus diesem Grund nicht weiter betrachtet.

Einsatz: Einbauorientierung

Der wComb-Schätzer kombiniert folglich wMean und wTLS, wie in Abb. 7.6 dargestellt. wLSQ bietet sich aufgrund des nicht direkt bestimmbar Bias-Fehlers

nicht an. Die Gewichtung der einzelnen Schätzer erfolgt mit Gleichung (7.27). Dazu wird anhand der Spezifikation des Gyroskops der maximale Skalierungsfehler für die Berechnung des Bias-Fehlers von w_{Mean} in Gleichung (7.23) verwendet.

7.5.4 Ausreißerbehandlung

Neben der bestimmten Unsicherheit aus Abschnitt 7.4 können Fehlmessungen auftreten. Diese Ausreißer verfügen über eine geringe Messunsicherheit, weisen allerdings nicht-systematische Fehler auf. Für die radarbasierte Eigenbewegung ist dies z. B. eine Verdeckung des Sensors durch ein bewegtes Objekt und für das Odometer z. B. durchdrehende Räder. Diese Fälle können nicht anhand der Messunsicherheit identifiziert werden und müssen daher vor der Kalibrierung entfernt werden. Es wird wie in Abschnitt 4.3.3 für das Geschwindigkeitsprofil ein RANSAC verwendet. Für den 1 DOF-Fall wird zufällig ein Messwert gezogen und die Anzahl der Messwerte in einem Korridor bestimmt. Das größte Set an Messwerten wird am Ende nach einer ergebnisabhängigen Anzahl an Iterationen für das Schätzverfahren verwendet.

Im 2 DOF-Fall wird aus zwei zufälligen Messwerten eine Gerade bestimmt und die Messwerte in einem Korridor ermittelt. Die Ausreißerererkennung berücksichtigt nur den Fehler in y -Richtung oder bei ausreichender Rechenzeit die Mahalanobis-Distanz (wTLS-Verfahren). Im ersten Fall lassen sich die Ausreißer analytisch mit einem linearen Gleichungssystem direkt bestimmen. Im zweiten Fall ist die Bestimmung deutlich komplexer, da der zu einer Messung gehörende Aufpunkt auf der Gerade numerisch bestimmt werden muss. Der Aufpunkt entspricht dabei dem Punkt auf der Geraden, der die geringste Mahalanobis-Distanz unter Berücksichtigung der Kovarianzmatrix der Messung, aufweist. Da dieser für jeden Messwert unabhängig bestimmt wird, bietet sich hier eine parallele Implementierung an. Anderenfalls erhöht sich die Rechenzeit abhängig von der vorgegebenen Genauigkeit des numerischen Verfahrens und der Länge der Sequenz signifikant.

7.6 Simulation

Durch eine Simulation wird die Genauigkeit der Kalibrierverfahren bestimmt und es wird auf die Einflüsse der Sensorparameter und Sequenz eingegangen. Die Einflüsse auf die Genauigkeit des Geschwindigkeitsprofils sind im Detail in Abschnitt 4.5 und die zur Bestimmung der Eigenbewegung in Abschnitt 6.4 beschrieben. Deswegen wird in diesem Abschnitt nur noch auf weitere Einflussfaktoren bei der Kalibrierung eingegangen.

Parameter	Variable	Wert	Einheit
Anzahl Messwerte der Sequenz	$k = 1 \dots L_S$	100	-
Geschwindigkeit	v_{Seq}	10	m/s
Gierrate	ω_{Seq}	$\mathcal{N}(10, 10^2)$	°/s
Winkel-Messunsicherheit	σ_θ	1	°
Doppler-Messunsicherheit	σ_{v^D}	0.1	m/s
Radarposition	(x_S, y_S)	(3.8, 0)	m
Einbauorientierung Radar	γ_S	0	°
Anzahl stationäre Reflexionspunkte	N	$\mathcal{U}(10, 50)$	-
Field of View (Aufspreizung)	$\Lambda(\theta)$	± 45	°
Gyroskop Messunsicherheit	σ_ω	0.5	°/s
Odometer Messunsicherheit	σ_v	0.1	m/s

Tabelle 7.2: Übersicht über die Standardparameter für die Simulationen dieses Kapitels

7.6.1 Simulationsübersicht

Eine vollständige Übersicht aller Simulationsparameter kann Tabelle 7.2 entnommen werden. Die Parameter gelten für alle Simulationen in diesem Kapitel, außer wenn sie für einzelne Simulationen variiert werden. Die Reihenfolge der Messungen spielt dabei keine Rolle, so dass für die auftretenden Gierraten ω_{Seq} in der Sequenz und Anzahl an stationären Reflexionspunkten N eine Normalverteilung bzw. uniforme Verteilung angenommen wird.

Geht man von einer Abtastfrequenz der Radarsensoren von 20 Hz aus, entspricht die simulierte Sequenz den Messwerten der letzten 5 s. Im Allgemeinen nimmt der Fehler bei der Bestimmung eines Mittelwerts mit $1/\sqrt{L_S}$ ab. Das heißt, die Fehler in den folgenden Simulationen ändern sich mit L_S um den Faktor $10/\sqrt{L_S}$. Unter Berücksichtigung der Messwerte der letzten 60 s (5 min) reduziert sich der Fehler der Verfahren dieses Kapitels um einen Faktor von 3.5 (7.5). Im Normalfall weist L_S diese Größenordnung auf und wird nur aufgrund der rechenaufwendigen Monte-Carlo-Simulation auf 5 s reduziert.

7.6.2 Einbauorientierung

Neben den Messfehlern hat die Sequenz einen großen Einfluss auf die Genauigkeit der Einbauorientierung. Für die 1 DOF-Schätzer hat zudem der nicht berücksichtigte Skalierungsfehler $\delta_{S,G}$ einen entscheidenden Einfluss. Nach [YAN98] ist der Skalierungsfehler der Gyroskope im Automotiv-Bereich in der Größenordnung 0.1-1%. In den folgenden Simulationen wird er auf 0.5% festgelegt, wenn nicht anders angegeben. Die Auswahl des Bewegungszustands ist so gewählt, dass alle Verfahren in diesem Bereich in etwa die gleiche Genauigkeit aufweisen.

Vergleich der Algorithmen

Als Erstes wird die Genauigkeit der Algorithmen für verschiedene Skalierungsfehler untersucht (Tabelle 7.3). Im Allgemeinen kann die Einbauorientierung mit einem RMSE von etwa 0.05° sehr präzise bestimmt werden. Bei einer längeren Sequenz von 60s ist der Fehler sogar mit 0.015° nochmals deutlich geringer.

Mit größerem Skalierungsfehler nimmt der Bias-Fehler der 1 DOF-Schätzer (Mean, wMean) linear zu. Bereits für einen Skalierungsfehler von 0.5% übersteigt er die entsprechende Standardabweichung. Die linearen Schätzer (LSQ und wLSQ) weisen einen Bias-Fehler aufgrund der nicht berücksichtigten EIV-Problematik auf. Der Bias-Fehler nimmt mit wachsendem Skalierungsfehler durch den größeren Einfluss der EIV-Problematik leicht zu. Dagegen weist wTLSS keinen Bias-Fehler auf und ist zudem unabhängig von dem Skalierungsfehler. Der kombinierte Schätzer (wComb) hat aufgrund des gewichteten Mittelwerts aus wMean und wTLSS einen Bias-Fehler. Dieser nimmt für geringe Skalierungsfehler durch die stärkere Gewichtung von wMean erst zu, um anschließend mit größerem Skalierungsfehler aufgrund der geringer werdenden Gewichtung von wMean abzunehmen.

Der RMSE ist für die 2 DOF-Schätzer annähernd konstant, wohingegen er für die 1 DOF-Schätzer aufgrund des Bias-Fehlers stark zunimmt. Für die betrachteten Parameter weisen alle Schätzer bei einem Skalierungsfehler von 0.6% einen annähernd identischen RMSE auf. Der kombinierte Schätzer hat in allen Fällen den kleinsten RMSE.

Bewegungszustand

Einen großen Einfluss auf die Genauigkeit der Kalibrierung hat der Bewegungszustand. Dieser lässt sich in dem Wert $\chi = \frac{\omega_{SS}}{v}$ zusammenfassen. Entscheidend ist die Standardabweichung von χ , die maßgeblich von ω_{Seq} bestimmt wird. Abb. 7.7 zeigt aus diesem Grund den Einfluss der Verteilung der Gierrate auf die Schätzgenauigkeit.

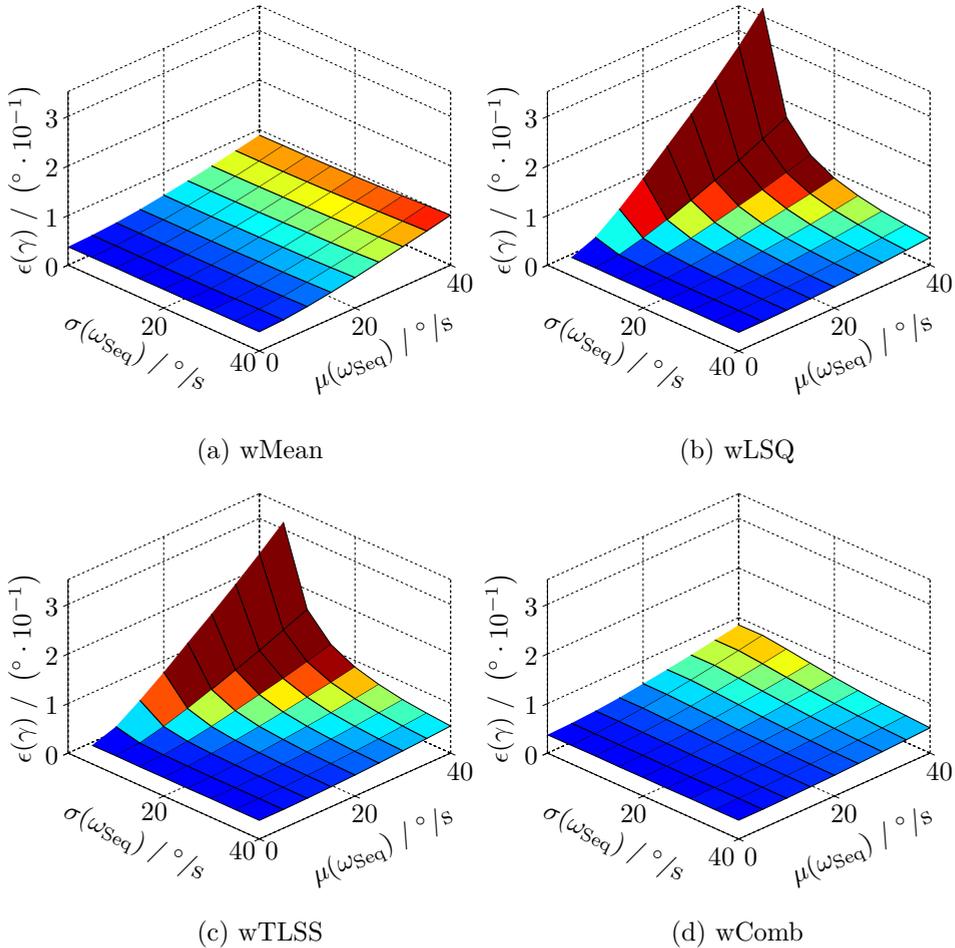


Abbildung 7.7: RMSE bei der Bestimmung der Einbauorientierung für verschiedene Schätzer ($\delta_{S,G} = 0.5\%$) in Abhängigkeit von der in der Sequenz auftretenden Gierrate (Mittelwert μ und Standardabweichung σ)

Fehler der Einbauorientierung γ_S in ($^\circ \cdot 10^{-2}$)					
Schätzer	Skalierungsfehler Gyroskop ($\delta_{S,G}$)				
	0	0.5%	1%	1.5%	2%
Mean	4.00 (-0.02)	6.11 (-4.17)	9.72 (-8.31)	13.64 (-12.46)	17.70 (-16.62)
wMean	3.80 (0.02)	6.06 (-4.26)	9.87 (-8.55)	13.98 (-12.85)	18.21 (-17.16)
LSQ	7.78 (1.74)	7.78 (1.82)	7.80 (1.93)	7.82 (2.03)	7.83 (2.12)
wLSQ	7.40 (1.71)	7.40 (1.80)	7.42 (1.92)	7.45 (2.03)	7.47 (2.13)
wTLSS	7.08 (0.08)	7.07 (0.07)	7.07 (0.01)	7.07 (0.03)	7.09 (0.12)
wComb	3.80 (0.02)	4.86 (-1.94)	5.62 (-1.93)	6.05 (-1.67)	6.33 (-1.36)

Tabelle 7.3: Genauigkeit bei der Bestimmung der Einbauorientierung γ_S in $^\circ \cdot 10^{-2}$ als RMSE (Bias-Fehler) für die vorgestellten Schätzer in Abhängigkeit des unbekanntem Skalierungsfehlers des Gyroskops (über die in Abb. 7.7 untersuchten Gierraten)

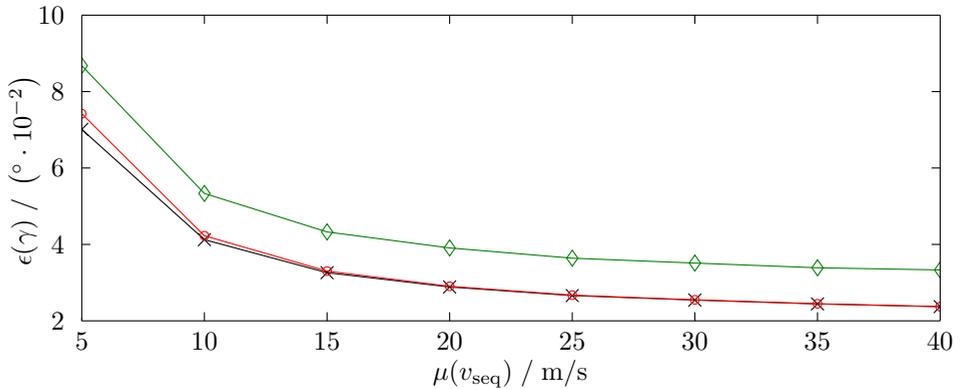


Abbildung 7.8: RMSE bei der Bestimmung der Einbauorientierung in Abhängigkeit von der mittleren Geschwindigkeit der Sequenz für die Schätzer wMean (o), wTLSS (\diamond) und wComb (x)

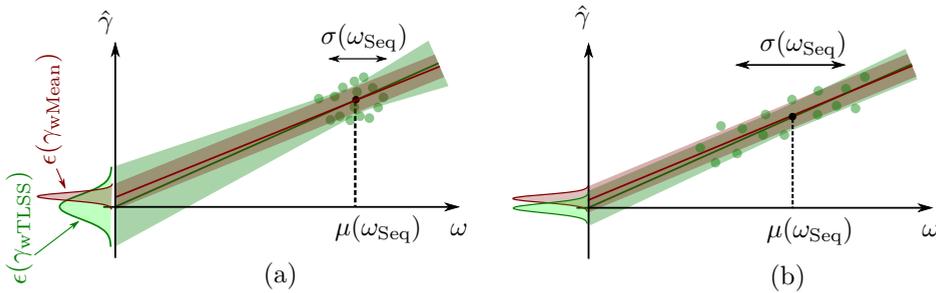


Abbildung 7.9: Vergleich wTLSS und wMean in Abhängigkeit von dem Mittelwert und der Streuung der Gierrate in der Sequenz

Der 1 DOF-Schätzer in Abb. 7.7 (a) hat nur eine geringe Abhängigkeit von der Varianz der Gierrate. Mit zunehmender Varianz nimmt der Fehler nur geringfügig zu, da der Skalierungsfehler einen größeren Einfluss hat. Deutlich stärker ist die Fehlerzunahme bei einer Mittelwertverschiebung der Gierrate, da diese aufgrund des Skalierungsfehlers einen Bias-Fehler verursacht.

Die 2 DOF-Schätzer in Abb. 7.7 (b,c) haben für eine mittelwertfreie Gierrate einen von der Streuung der Gierrate unabhängigen Fehler. Für diesen Fall hat der bestimmte Skalierungsfaktor keinen Einfluss. Im Vergleich zum wMean-Schätzer ist der Fehler durch die Bestimmung von 2 DOF größer. Mit zunehmender Varianz der Gierrate nimmt die Genauigkeit des Skalierungsfehlers zu, daher wird auch die Schätzung der Einbauorientierung genauer. Der Einfluss der Varianz der Gierrate wächst allerdings mit steigendem Mittelwert der Gierrate. Für eine Sequenz mit großem Mittelwert (z. B. wenn vornehmlich in Richtung einer Kurve gefahren wurde) ist die Genauigkeit bei der Bestimmung der Steigung (Skalierungsfehler) entscheidend, da bei einer Abweichung der Fehler im Nulldurchgang proportional zunimmt. Dies ist in Abb. 7.9 verdeutlicht.

Der kombinierte Schätzer in Abb. 7.7 (d) weist in allen Fällen den geringsten RMSE auf. Das Verfahren bevorzugt bei kleinem Mittelwert und kleiner Varianz der Gierrate wMean und bei größerem Mittelwert und größerer Varianz wTLSS. Im Anhang A.3 ist ein detaillierter Vergleich der Schätzer für verschiedene Skalierungsfaktoren dargestellt.

Der Mittelwert der Geschwindigkeit hat einen entscheidenden Einfluss, wie in Abb. 7.8 ersichtlich. Mit zunehmender Geschwindigkeit nimmt der Fehler bei der Schätzung der Einbauorientierung für alle Schätzer erst stark ab und konvergiert für $v_{Seq} > 30$ m/s langsam. Bei der Bestimmung des Einbauwinkels $\gamma_S = \arctan(v_S^y / v_S^x)$ nimmt nur die longitudinale Geschwindigkeit (v_S^x -Komponente) zu. Durch den größer werdenden

Nenner reduziert sich die Standardabweichung proportional mit $1/v_{\text{Seq}}$ (Gl. (7.13) und (7.14)). Allerdings wird dieser Effekt dadurch überlagert, dass bei der Schätzung der Eigenbewegung (Abb. 6.3) der Fehler mit höheren Geschwindigkeiten zunimmt. Daher sinkt der Fehler mit einem geringeren Faktor als $1/v_{\text{Seq}}$.

Die Variation der Geschwindigkeit hat einen vernachlässigbaren Einfluss (nicht dargestellt). Bei einer zunehmende Geschwindigkeit nimmt die Varianz des χ -Werts ab. Der Effekt ist identisch zu einer Abnahme der Varianz der Gierrate. Wie im vorangegangenen Kapitel beschrieben, wird die Bestimmung der Gierrate mit größerem Abstand zur Hinterachse genauer. Dies gilt analog für die Einbauorientierung, da $\omega \sim v_S^y$.

7.6.3 Gyroskop Rekalibrierung

Vergleich der Algorithmen

Für die Kalibrierung des Gyroskops wird ein 2 DOF-Schätzer benötigt, so dass nur die Schätzer LSQ, wLSQ und wTLSS ausgewertet werden. Die Ergebnisse sind in Tabelle 7.4 zusammengefasst. LSQ und wLSQ weisen einen Bias-Fehler auf, der vor allem bei der Bestimmung des Bias-Fehlers des Gyroskops relativ groß wird. wTLSS hingegen weist in den Schätzergebnissen keinen Bias-Fehler auf. Die Standardabweichungen sind für wLSQ und wTLSS identisch. Der LSQ-Schätzer hat dagegen einen größeren Fehler für die Schätzung des Skalierungs- und Bias-Fehlers (beide +11%).

Bewegungszustand

Der Einfluss der mittleren Gierrate auf die Bestimmung des Skalierungsfehlers des Gyroskops ist gering (Abb. 7.11 (a)), wohingegen der Einfluss auf den Bias-Fehler für eine große Varianz der Gierrate stark zunimmt (Abb. 7.11 (b)). Der Grund ist die fehlerhafte Bestimmung der Steigung der Ausgleichsgerade, die die Bestimmung des y-Achsenabschnitts (hier: Bias-Fehler des Gyroskops) verschlechtert (analog zu Abb. 7.9).

In der betrachteten Sequenz hat die Varianz der Gierrate eine entscheidende Bedeutung (Abb. 7.10). Die Genauigkeit bei der Bestimmung des Skalierungsfehlers nimmt mit zunehmender Aufspreizung $\sigma(\omega_{\text{Seq}})$ proportional mit $\sigma(\omega_{\text{Seq}})^{-1}$ ab (Abb. 7.11 (c)) und ist dabei unabhängig vom Mittelwert der Gierrate. Bei der Bestimmung des Bias-Fehlers hat die Aufspreizung nur bei einem großen Mittelwert der Gierrate diese Abhängigkeit (Abb. 7.11 (d)). Der Grund dafür ist, dass der Bias-Fehler anhand der Skalierung extrapoliert werden muss. Für einen kleinen Mittelwert kann der Bias-Fehler (=Nulldurchgang) dagegen interpoliert werden, so dass die Aufspreizung nur einen geringen Einfluss aufweist.

			LSQ	wLSQ	wTLSS
Bias-Fehler	$\delta_{B,G}$	$^{\circ}/s$	0.69 (-0.19)	0.62 (-0.19)	0.62 (0.01)
Skalierungsfehler	$\delta_{S,G}$	$\cdot 10^{-2}$	2.62 (0.04)	2.35 (0.04)	2.35 (-0.00)

Tabelle 7.4: Genauigkeit bei der Bestimmung des Bias- und Skalierungsfehlers des Gyroskops als Standardabweichung (Bias-Fehler) über die in Abb. 7.10 untersuchten Gierraten

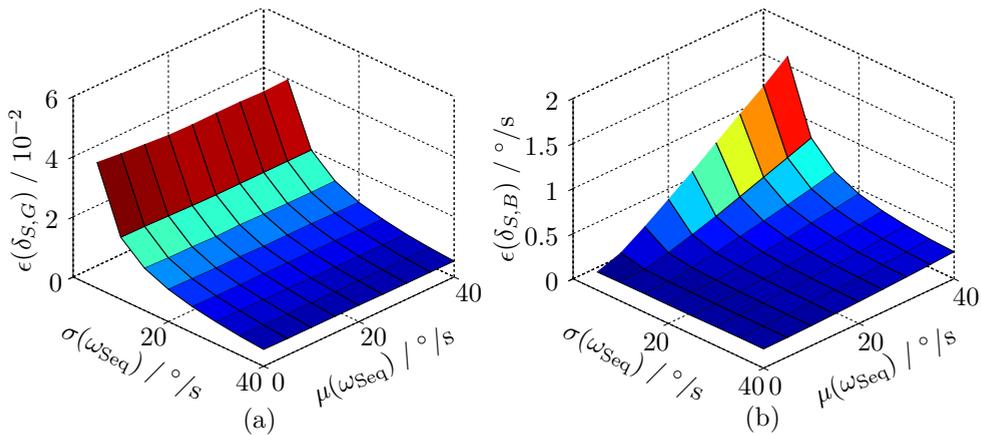


Abbildung 7.10: RMSE bei der Bestimmung des Skalierungsfehlers (a) und Bias-Fehlers (b) des Gyroskops in Abhängigkeit der auftretenden Gierraten ω_{Seq} für wTLSS

Mit zunehmender mittlerer Geschwindigkeit $\mu(v_{Seq})$ nimmt der Fehler analog zur Bestimmung der radarbasierten Gierrate linear zu (analog Abb. 6.3 (a)). Die Fehler bei einer Erhöhung der mittleren Geschwindigkeit von 5 m/s auf 40 m/s nehmen für die Schätzung des Skalierungsfehlers von 1.9% auf 3.1% und für den Bias-Fehler von $0.25^{\circ}/s$ auf $0.45^{\circ}/s$ zu. Die Aufspreizung der Geschwindigkeit hat keinen signifikanten Einfluss.

Weitere Einflussfaktoren

Die Genauigkeit der Kalibrierung nimmt, analog zur Genauigkeit bei der Bestimmung der Gierrate (Abb. 6.2 (a)), annähernd indirekt proportional mit größer werdendem Abstand zur Hinterachse ab. Dies gilt sowohl für die Bestimmung des Skalierungsfehlers als auch des Bias-Fehlers.

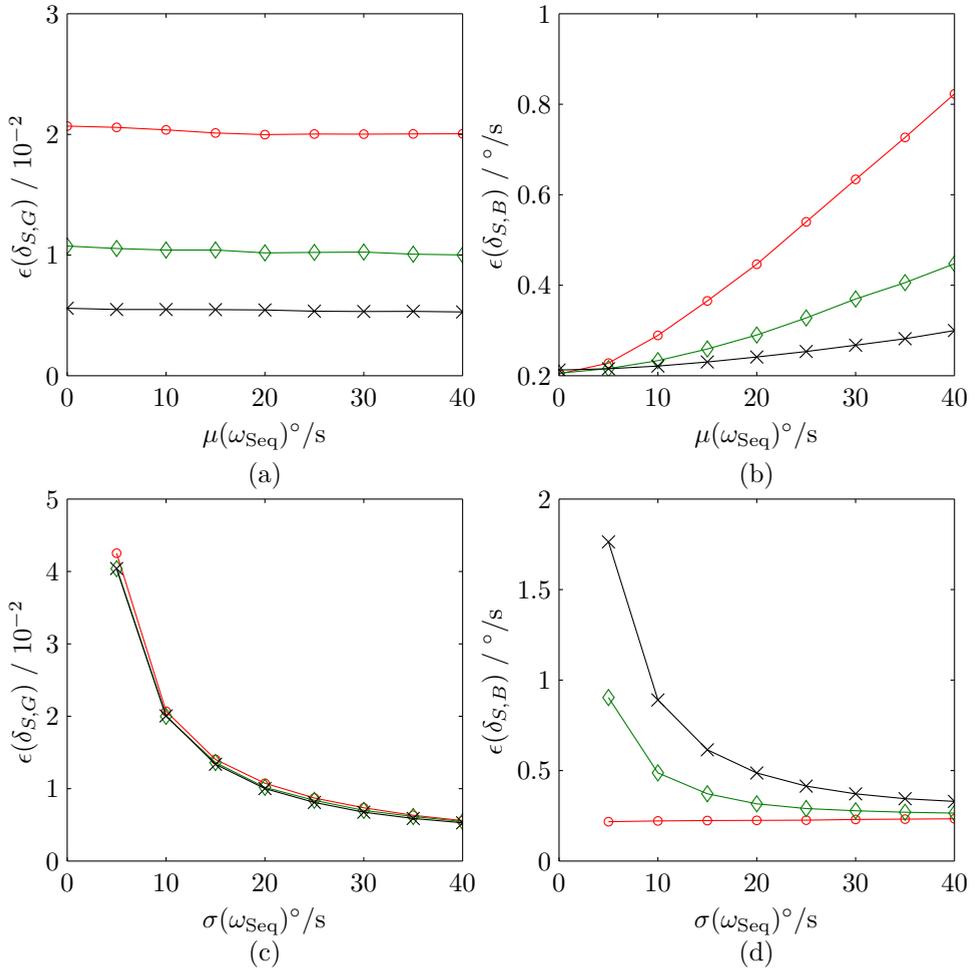


Abbildung 7.11: RMSE bei der Bestimmung des Skalierungsfehlers (a,c) und Bias-Fehlers (b,d) des Gyroskops mittels wTLSS in Abhängigkeit von den auftretenden Gierraten (a,b) für einen σ_{Seq} Wert von 10 (o), 20 (\diamond), 40 (x) $^{\circ}/s$ und in Abhängigkeit von der Variation der Gierrate (c,d) für einen μ_{Seq} Wert von 0 (o), 20 (\diamond), 40 (x) $^{\circ}/s$

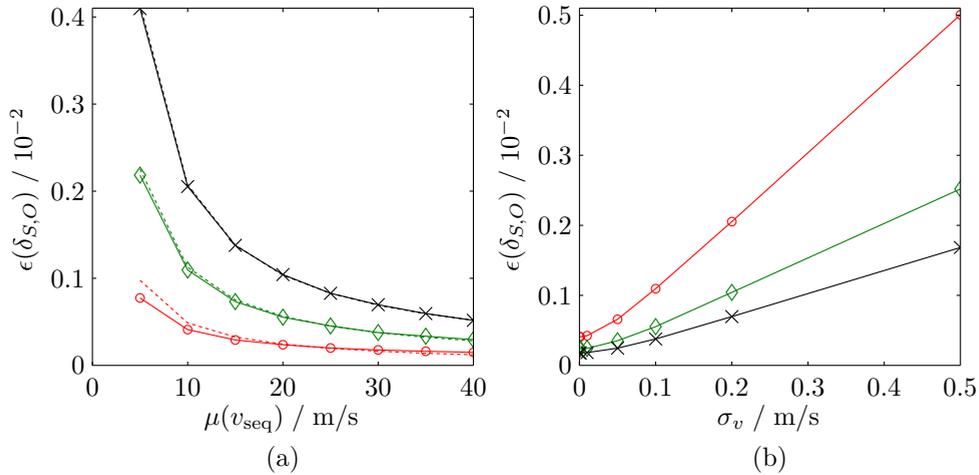


Abbildung 7.12: RMSE bei der Bestimmung des Skalierungsfehlers des Odometers (a) in Abhängigkeit von der mittleren Geschwindigkeit für $\sigma_v = 0 \text{ m/s}$ (o), $0,1 \text{ m/s}$ (\diamond), $0,2 \text{ m/s}$ (x) mit Ausgleichskurve $\sim \mu(v_{\text{Seq}})^{-1}$ (---) und in (b) in Abhängigkeit von der Messunsicherheit des Odometers für $\mu(v_{\text{Seq}}) = 10 \text{ m/s}$ (o), 20 m/s (\diamond), 30 m/s (x)

7.6.4 Odometer Rekalibrierung

Im Allgemeinen ist der Fehler des Odometers in der Größenordnung von etwa $0,1 \text{ m/s}$ deutlich größer als die radarbasierte Geschwindigkeitsschätzung ($0,02 \text{ m/s}$ aus Tabelle 6.2). Den größten Einfluss auf die Bestimmung des Skalierungsfehlers hat die mittlere Geschwindigkeit und der Fehler des Odometers (siehe Abb. 7.12).

Dabei ist der Fehler indirekt proportional zu der Geschwindigkeit, wenn $\sigma_v \gg \epsilon(v_S^x)$. Dies geht aus Gleichung (7.20) unter der Annahme hervor, dass die Fehler der Eigenbewegungsschätzung und des Gyroskops deutlich geringer sind als der des Odometers. Für eine geringere Messunsicherheit des Odometers wird der Effekt ersichtlich, dass die radarbasierte Schätzung der Geschwindigkeit mit größer werdender mittlerer Geschwindigkeit zunimmt (Abb. 6.3). Für geringere Geschwindigkeiten liegt der Fehler unterhalb der $\mu(v_{\text{Seq}})^{-1}$ -Ausgleichskurve und für einen größeren Odometer-Fehler liegt sie exakt auf der Ausgleichskurve.

Der Fehler auf den in Abb. 7.12 dargestellten Parameterkombinationen ergibt einen RMSE für die Schätzer Mean und wMean von $8,64 \cdot 10^{-4}$ bzw. $8,43 \cdot 10^{-4}$. Beide Schätzer weisen keinen Bias-Fehler auf. Mit größer werdender Messunsicherheit des

Odometers reduziert sich der Vorteil des wMean. Der heteroskedastische Fehler der radarbasierten Schätzung hat einen geringeren Einfluss. Der Unterschied zwischen Mean und wMean nimmt von 8% ($\sigma_v = 0$) auf unter $< 10^{-3}\%$ ($\sigma_v = 0.2 \text{ m/s}$) ab.

Die Varianz der Gierrate hat einen vernachlässigbaren Einfluss auf die betrachteten Geschwindigkeiten. Um den gleichen Einfluss wie das Odometer zu haben, müsste die Gierrate für einen seitlich angebrachten Sensor über $1000^\circ/\text{s}$ aufweisen. Für einen zentral verbauten Sensor hat die Gierrate aufgrund von $y_S = 0$ in Gleichung (7.20) keinen Einfluss. Die Abhängigkeit von der mittleren Gierrate ist entsprechend auch sehr gering. Die Genauigkeit der Einbauorientierung hat nur für einen geringen Fehler des Odometers einen Einfluss analog zu Abb. 6.2 (c),(d) bzw. Abb. 6.3 (b). Der zu bestimmende Skalierungsfehler selbst hat keinen signifikanten Einfluss auf das Ergebnis.

7.7 Experimentelle Ergebnisse

7.7.1 Versuchsübersicht

Die Kalibrierung erfolgt anhand der 10 Sequenzen aus Abschnitt 6.5.1. Die Einbauorientierung wird für jede Sequenz separat bestimmt und der Mittelwert als Einbauorientierung festgelegt. Für die nachfolgende Rekalibrierung der Fahrzeugodometrie wird diese Einbauorientierung für alle Sequenzen verwendet.

7.7.2 Ergebnisse - Einbauorientierung

Die ermittelten Einbauorientierungen des Experimentalradars (Tabelle 5.3) sind in Abb. 7.13 für die verschiedenen Verfahren und Sequenzen dargestellt. Aufgrund der fehlenden, wahren Einbauorientierung wird die Wiederholgenauigkeit über die verschiedenen Sequenzen untersucht. Es gilt die Annahme, dass die Verfahren (zumindest wTLSS) keinen systematischen Fehler aufweisen und eine mittelwertfreie Lösung bestimmen. Dies zeigt Abschnitt 7.5.2 theoretisch und Abschnitt 7.6.2 anhand von Simulationen. Mit dieser Annahme entspricht die Standardabweichung über den Sequenzen der Standardabweichung des Verfahrens an sich.

Der Einbauwinkel ist im Mittel über alle Verfahren und Sequenzen -0.81° . Die mittlere Standardabweichung über den Sequenzen und Verfahren ist mit 0.018° sehr gering. Die Präzision ist die Differenz zwischen maximal und minimal bestimmten

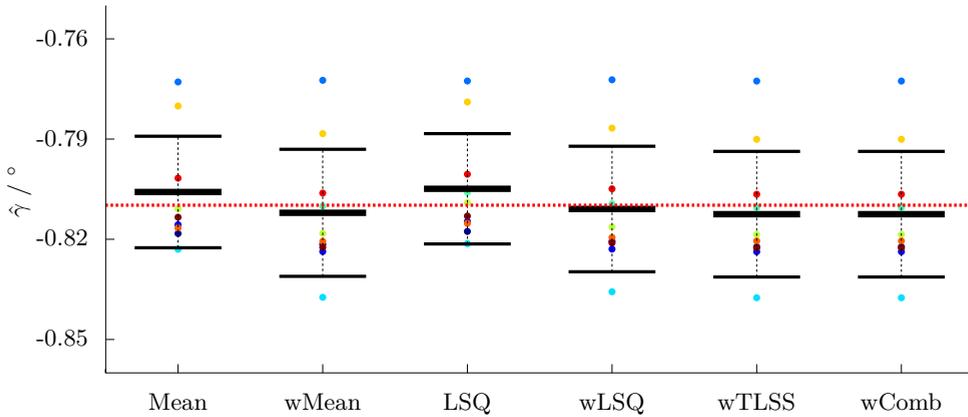


Abbildung 7.13: Bestimmte Einbauorientierung des Experimentalradars für 10 Sequenzen (•) mit Mittelwert und Standardabweichung der einzelnen Verfahren (schwarz) und der Mittelwert über alle Verfahren (··· rot)

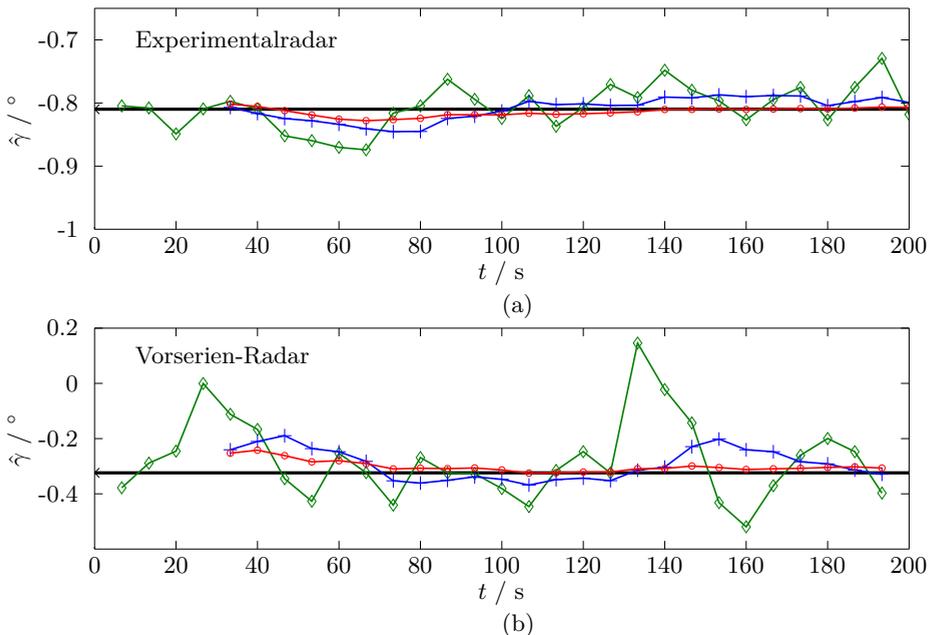


Abbildung 7.14: Bestimmte Einbauorientierung des Experimentalradars (a) und Vorserien-Radar (b) für $L_S = 1000$ (o), $L_S = 500$ (+), $L_S = 100$ (◇) und die Einbauorientierung über alle Sequenzen (—) (wComb)

Winkel und hat den Wert 0.054° . Aufgrund der sehr geringen Unterschiede zwischen den Verfahren und der fehlenden wahren Einbauorientierung ist es nicht möglich eine Aussage zu treffen, welches der Verfahren die besten Ergebnisse erzielt. Deshalb wird im Weiteren nur noch wComb untersucht. Für eine Beispielsequenz ist in Abb. 7.14 (a) der Einfluss der Größe des Messraums dargestellt. Bei der Verwendung der letzten 1000 Messungen wird deutlich, dass die Lösung der Sequenz zu einem Wert konvergiert. Der Wert entspricht der geschätzten Orientierung über allen Sequenzen. Bei Berücksichtigung von weniger Messungen L_S variiert die gemessene Einbauorientierung bei 100 Messungen deutlich stärker als bei 500 oder 1000 Messungen.

In Tabelle 7.5 sind die Ergebnisse für beide Sensoren und über alle Sequenzen zusammengefasst. Die Standardabweichung für das Experimentalradar reduziert sich annähernd mit $L_S^{-0.5}$. Sie nimmt von 0.051° für $L_S = 100$ auf 0.035° (theoretisch 0.036°) für $L_S = 200$ und auf 0.029° (theoretisch 0.023°) ab. Eine deutliche Steigerung tritt auf, wenn alle Messwerte einer Sequenz verwendet werden. Dann reduziert sich die Standardabweichung auf 0.016° . Die Anzahl an Messungen variiert abhängig von der Sequenz zwischen 1400 und 2000 Messungen.

Ähnliche Ergebnisse ergeben sich für das Vorserien-Radar (Tabelle 6.3). Die Standardabweichung der Einbauorientierung ist in etwa um einen Faktor 2-3 größer. Allerdings ist die Schätzung mit 0.065° bei 500 Messungen immer noch sehr präzise. Ähnlich wie bei dem Experimentalradar reduziert sich die Standardabweichung annähernd mit $L_S^{-0.5}$. Eine Beispielsequenz ist in Abb. 7.14 (b) dargestellt. Über alle Sequenzen weist das Vorserien-Radar sogar mit 0.009° eine geringere Standardabweichung als das Experimentalradar auf.

7.7.3 Ergebnisse - Rekalibrierung Odometer

Ein Beispiel für die Rekalibrierung des Odometers ist in Abb. 7.15 für das Experimentalradar (a) und Vorserien-Radar (b) dargestellt. Der Skalierungsfehler, der durch das Referenzsystem bestimmt wird, ist in dieser Sequenz mit über 2% relativ groß. Der Grund ist, dass der Radumfang nicht exakt eingestellt worden ist. Der Skalierungsfehler hat nur eine geringe Varianz über die Zeit. Dies bestätigt, dass es sich um einen systematischen Fehler handelt. Der RMSE ist in Tabelle 7.6 für beide Sensoren dargestellt. Der mit dem Experimentalradar geschätzte Skalierungsfehler hat einen RMSE bei Betrachtung der letzten 100 Messungen von knapp 0.1 Prozentpunkte. Die Genauigkeit steigt mit der Anzahl der berücksichtigten Messungen bis auf 0.02 Prozentpunkte.

Radar	Parameter in $^\circ$	$L_S = 500$	$L_S = 200$	$L_S = 100$	Sequenzen
Experimental	$\mu(\hat{\gamma}_{S,k})$	-0.802	-0.801	-0.801	-0.802
	$\sigma(\hat{\gamma}_{S,k})$	0.029	0.035	0.051	0.016
	$\max(\hat{\gamma}_{S,k}) - \min(\hat{\gamma}_{S,k})$	0.086	0.123	0.199	0.043
Vorserienradar	$\mu(\hat{\gamma}_{S,k})$	-0.319	-0.308	-0.300	-0.324
	$\sigma(\hat{\gamma}_{S,k})$	0.065	0.101	0.153	0.009
	$\max(\hat{\gamma}_{S,k}) - \min(\hat{\gamma}_{S,k})$	0.199	0.329	0.717	0.030

Tabelle 7.5: Einfluss der betrachteten Anzahl an Messungen L_S zur Bestimmung der Einbauorientierung; Mittelwert über alle Sequenzen jeweils für den Einbauwinkel, die Standardabweichungen und die maximale Differenz der Verfahren innerhalb einer Sequenz und zwischen den Sequenzen anhand aller Messungen (wComb)

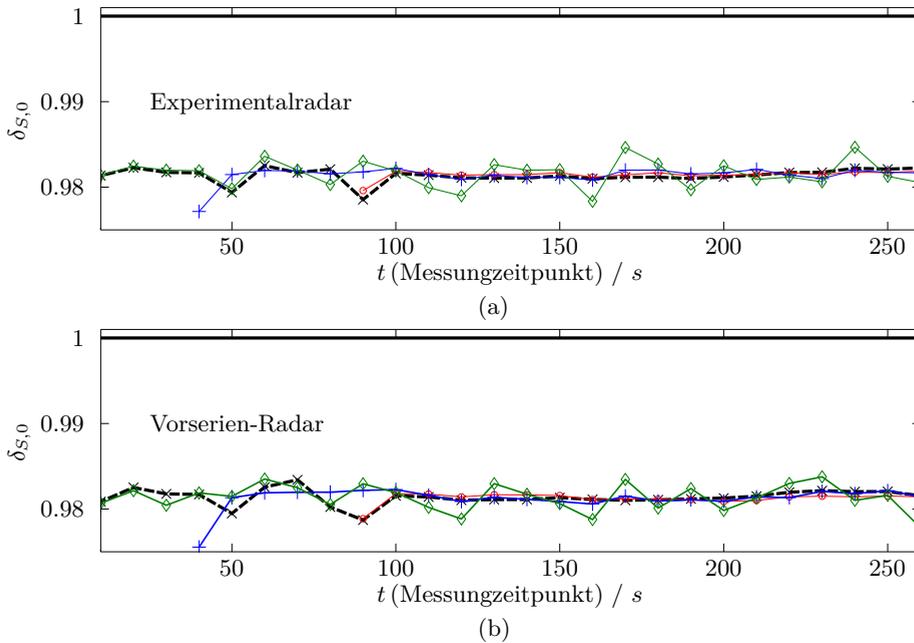


Abbildung 7.15: Ermittelter Skalierungsfehler des Odometers für $L_S = 1000$ (o), $L_S = 500$ (+), $L_S = 100$ (◇) und der bestimmte Skalierungsfehler mittels Referenzsystems (x) für das Experimentalradar (a) und Vorserien-Radar (b)

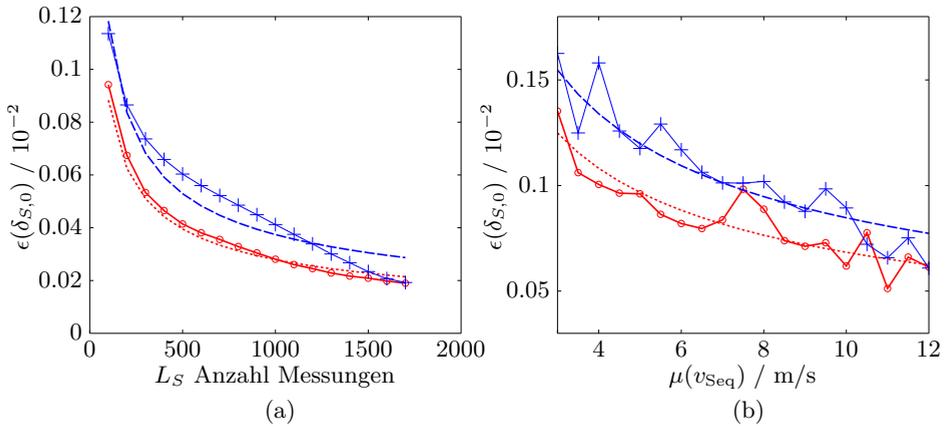


Abbildung 7.16: Ermittelter Skalierungsfehler des Odometers in Abhängigkeit von der Anzahl der Messungen (a) und von der mittleren Geschwindigkeit der Sequenz (b) für das Experimentalradar (o) bzw. Vorserien-Radar (x) mit entsprechender Ausgleichskurve $\sim (\cdot)^{-0.5}$ (... bzw. ---)

In Abb. 7.16 wird für beide Radare die Abhängigkeit des RMSE von der Anzahl der Messungen und von der mittleren Geschwindigkeit analysiert. Der Fehler nimmt in beiden Fällen annähernd proportional zur inversen Wurzel des entsprechenden Parameters ab. Dies entspricht den Ergebnissen der Simulation aus Abschnitt 7.6.4. Der Fehler des Vorserien-Radars weist die selbe Größenordnung auf und variiert zwischen 0.13 Prozentpunkte ($L_S = 100$) und 0.02 Prozentpunkte ($L_S = 1500$).

7.7.4 Ergebnisse - Rekalibrierung Gyroskop

Im abschließenden Versuch wird die Rekalibrierung des Gyroskops ausgewertet. In den Sequenzen, die in den vorangegangenen Abschnitten ausgewertet wurden, tritt in den acht Kurven nur eine geringe Gierrate und in den Zwischenstücken keine Gierrate auf. Zur Auswertung des Bias-Fehlers werden weiterhin diese Sequenzen verwendet. Für die Bestimmung des Skalierungsfehlers wird eine größere Varianz in der Gierrate benötigt. Dazu werden zwei zusätzliche Sequenzen analysiert, in denen das Fahrzeug auf den Geraden in Schlangenlinien fährt. Die Varianz der Gierrate in diesen Sequenzen ist mit durchschnittlich $45 (\text{°/s})^2$ deutlich größer als in den ursprünglichen Sequenzen ($2.5 (\text{°/s})^2$).

Radar	Parameter	$L_S = 100$	$L_S = 500$	$L_S = 1000$	$L_S = 1500$	
Experimental- radar	$\epsilon(\delta_{S,O})$	$\cdot 10^{-2}$	0.094	0.041	0.028	0.020
	$\epsilon(\delta_{S,G})$	$\cdot 10^{-2}$	2.475	1.302	0.977	0.341
	$\epsilon(\delta_{B,O})$	$^{\circ}/s$	0.121	0.070	0.049	0.033
Vorserien- Radar	$\epsilon(\delta_{S,O})$	$\cdot 10^{-2}$	0.133	0.059	0.040	0.022
	$\epsilon(\delta_{S,G})$	$\cdot 10^{-2}$	2.242	1.099	0.779	0.369
	$\epsilon(\delta_{B,O})$	$^{\circ}/s$	0.314	0.148	0.077	0.040

Tabelle 7.6: Einfluss der berücksichtigten Anzahl an Messungen L_S zur Bestimmung des Skalierungsfehlers des Odometers und des Skalierungs- und Bias-Fehlers des Gyroskops

Die Ergebnisse für eine variierende Anzahl an Messungen sind in Tabelle 7.6 eingetragen und zeitliche Verläufe für beide Radarsensoren exemplarisch in Abb. A.4 dargestellt. Für die Bestimmung des Bias-Fehlers weist das Experimentalradar einen deutlich geringeren Fehler auf. Der RMSE bei der Bestimmung des Bias-Fehlers ist für beide Radarsensoren mit unter $0.04^{\circ}/s$ bei 1500 Messungen sehr genau. Damit lässt sich ein zeitlicher Drift des Gyroskops gut identifizieren und korrigieren. Die Schätzung des Bias-Fehlers in der dynamischen Sequenz weist nur einen geringfügig größeren Fehler auf (Vorserien-Radar mit $L_S = 1000$: $\sigma(\delta_{S,B}) = 0.093^{\circ}/s$).

Der RMSE des Skalierungsfaktors ist mit 0.369 Prozentpunkte für 1500 Messungen relativ groß. Zudem wird eine Sequenz benötigt, die eine große Varianz in der Gierrate aufweist. In den weniger dynamischen Sequenzen der letzten Abschnitte weist die Schätzung des Skalierungsfehlers des Gyroskops einen deutlich größeren Fehler auf (Vorserien-Radar mit $L_S = 1500$: $\sigma(\delta_{S,G}) = 3.12$ Prozentpunkte). Da die meisten Gyroskope einen deutlich geringeren Skalierungsfehler haben und zudem die Varianz der Gierrate in normalen Fahrsituationen gering ist, führt die Rekalibrierung mit heutigen Radarsensoren nicht immer zu einer Verbesserung. Allerdings wird in allen Fällen die Varianz der geschätzten Parameter bestimmt. Eine Korrektur eines systematischen Fehlers erfolgt nur, wenn die Varianz kleiner ist als der in der Sensorspezifikation angegebene maximale Fehler.

7.7.5 Zusammenfassung

Das Kapitel stellt ein Verfahren zur präzisen Kalibrierung der Einbauorientierung von Radarsensoren vor. Darauf basierend kann mit einer hierarchischen Kalibrierroutine die Fahrzeugodometrie (Gyroskop, Raddrehzahlsensoren) online und autark kalibriert werden. Für alle Kalibrierroutinen sind robuste Maximum-Likelihood Schätzer entwickelt und in einer Simulation evaluiert worden. Diese und eine Auswertung auf Realdaten zeigen, dass die Schätzung der Einbauorientierung mit $0.02 - 0.05^\circ$ deutlich präziser als der Stand der Technik ist. Zudem kann der Ansatz auf einem beliebigen Doppler Radar und während des Produktlebenszyklus angewendet werden.

Mit einer präzisen Einbauorientierung kann ein Skalierungsfehler des Odometers (Raddrehzahlsensoren) korrigiert werden. Die auf Realdaten erzielte Genauigkeit ist unter 0.03 Prozentpunkte. Der Skalierungsfehler ist in der Regel der nicht exakt bestimmbare Raddurchmesser. Das bedeutet, dass mit diesem Verfahren der Raddurchmesser auf 0.15 mm (Annahme 20 Zoll Felge) bestimmt werden kann. Diese Präzision kann mit gängigen Verfahren nicht erreicht werden.

Zudem kann ein Bias- bzw. Skalierungsfehler des Gyroskops ermittelt werden. Ergebnisse auf Realdaten zeigen, dass der Bias-Fehler mit unter $0.04^\circ/\text{s}$ robust und präzise bestimmt werden kann. Gerade dieser Fehler ist während der Fahrt nur schwer zu erfassen und unterliegt einem zeitlichen Drift. Der Skalierungsfehler des Gyroskops kann hingegen nur auf einer Sequenz mit großen Gierraten bestimmt werden. In allen Fällen wird eine Schätzung der Varianz anhand der Messdaten durchgeführt.

Der Ansatz ist auf eine beliebige Anzahl an Sensoren erweiterbar. Die Auswertung kann ähnlich zur Eigenbewegungsbestimmung des vorangegangenen Kapitels in einem großen Ausgleichsproblem oder auf allen Sensoren einzeln erfolgen. Im zweiten Fall können mittels der Varianzschätzung die Sensoren unterschiedlich stark gewichtet werden. Auf diese Weise nimmt die Genauigkeit und Robustheit zu und eine Schätzung in beliebigen Fahrsituationen ist möglich.

Kapitel 8

Zusammenfassung & Ausblick

8.1 Zusammenfassung

In dieser Arbeit wird erstmalig der Verlauf der Dopplergeschwindigkeiten über dem Azimutwinkel von einem starren, ausgedehnten Objekt in einer Ebene vollständig beschrieben (Geschwindigkeitsprofil). Es wird gezeigt, dass die drei Freiheitsgrade der Bewegung immer ein Geschwindigkeitsprofil mit zwei Freiheitsgraden (Kosinus mit Phasenverschiebung und Amplitude) ergeben. Durch die Herleitung eines robusten Maximum-Likelihood Schätzers wird eine biasfreie Schätzung der beiden Parameter ermöglicht. Das Verfahren hängt von einer Vielzahl von Faktoren ab, die systematisch in einer Simulation erfasst und ausgewertet wurden. Die wichtigsten Einflüsse sind die Anzahl der aufgelösten Reflexionspunkte, ihre Aufspreizung im Winkel, die Messunsicherheiten des Sensors und die Parameter des Geschwindigkeitsprofils selbst. Darauf basierend sind in dieser Arbeit drei neuartige Verfahren zur Bewegungsbestimmung entwickelt worden.

Das erste Verfahren bestimmt instantan und ohne Modellannahmen durch Fusion zweier Radarsensoren den vollständigen Bewegungszustand eines ausgedehnten, starren Objekts in der Ebene. Neben der Schätzung der Geschwindigkeit und Bewegungsrichtung ist es das erste Verfahren, das instantan und direkt aus den Messungen die Gierrate eines Objekts bestimmt. Durch den optimalen Schätzer des Geschwindigkeitsprofils kann eine sehr präzise Schätzung der Gierrate erzielt werden. Auf Realdaten einer dynamischen Sequenz und für einen mittleren Abstand des Ziel-Fahrzeugs von 27 m ist der RMSE mit etwa $5.7^\circ/\text{s}$ deutlich präziser als ein vergleichbarer Tracking-Ansatz. Ein Vergleich auf einer dynamischen Sequenz in [KBK14] ergab eine Steigerung der Genauigkeit um einen Faktor von etwa 2. Gerade in Innenstadt-Szenarien treten dynamische Manöver mit einer hohen Gierrate auf. Nur durch eine schnelle Bestimmung der Gierrate kann die zukünftige Trajektorie des Ziel-Fahrzeugs präzise berechnet und somit auf eine kritische Situation

schnellstmöglich reagiert werden.

Das zweite Verfahren bestimmt die Sensorbewegung anhand des Geschwindigkeitsprofils aller stationären Reflexionspunkte. Es ist das erste Verfahren, welches instantan und ohne Modellannahmen (bei mindestens 2 Radaren) den vollständigen Bewegungszustand des Ego-Fahrzeugs erfassen kann. Es gibt keine Einschränkungen hinsichtlich der Position und Orientierung der Radarsensoren, so dass auch verdeckt verbaute Sensoren vorhandener Fahrerassistenzsysteme verwendet werden können. Durch die direkte Integration der Reflexionspunkte aller Sensoren in ein gemeinsames Ausgleichsproblem ergibt sich nicht nur eine Steigerung der Genauigkeit, sondern auch ein Vorteil bei der Klassifizierung stationärer Ziele. Die Ergebnisse bei der Bestimmung der Geschwindigkeit sind mit einem Fehler von unter 0.02 m/s (Tabelle 6.4) deutlich präziser als die Raddrehzahlsensoren. Bei der Gierrate entspricht die Genauigkeit in etwa der des Gyroskops, allerdings unterliegt das vorgestellte Verfahren im Gegensatz zu Gyroskopen keinem zeitlichen Drift über die Zeit.

Das dritte Verfahren ist eine kombinierte Kalibrierung der Einbauorientierung des Radarsensors und Rekalibrierung der Fahrzeugodometrie. Eine präzise Einbauorientierung wird für die ersten beiden Verfahren benötigt, damit diese keinen Bias-Fehler aufweisen. Das Verfahren vergleicht die radarbasierte Eigenbewegungsschätzung mit den Messungen des verbauten Gyroskops und ermittelt daraus die wahrscheinlichste Einbauorientierung. Dabei benötigt es weder eine vorgegebene Trajektorie noch ein definiertes Szenario und kann während des Produktlebenszyklus kontinuierlich zur Rekalibrierung verwendet werden. Auch für dieses Verfahren gibt es einen biasfreien ML-Schätzer. Die Genauigkeit der Einbauorientierung ist im Bereich zwischen $0.02^\circ \dots 0.05^\circ$ deutlich genauer als bisher veröffentlichte Verfahren ($0.1^\circ \dots 0.2^\circ$).

Eine Online-Rekalibrierung der systematischen Fehler der Fahrzeugodometrie bietet sich an, da auf diese Weise von den hohen Abtastzeiten und der besseren Kurzzeitgenauigkeit des Gyroskops profitiert werden kann. Die Rekalibrierung des Skalierungsfehlers des Odometers (Raddrehzahlsensor) weist eine sehr hohe Genauigkeit im Bereich von unter 0.03 Prozentpunkten (bei 1500 Messungen) auf. Der Bias-Fehler des Gyroskops erreicht mit unter $0.04^\circ/\text{s}$ ebenso eine präzise Schätzung. Einzig ein Skalierungsfehler des Gyroskops ist selbst in einem dynamischen Szenario nur schwer zu erfassen. Die Genauigkeit ist mit 0.35% relativ unpräzise. Für die drei vorgestellten Verfahren werden zu den bestimmten Parametern immer die zugehörige Kovarianzmatrix geschätzt. Auf diese Weise erfolgt eine Rekalibrierung im letzten Verfahren nur, wenn die Varianz geringer ist als in der Sensorspezifikation angegeben.

8.2 Ausblick

Die instantane Schätzung des Bewegungszustands anderer Objekte (Kap. 5) erfolgt unabhängig von vorangegangenen Messungen. Es bietet sich daher an, den Bewegungszustand oder die entsprechenden Parameter des Geschwindigkeitsprofils in eine zeitliche Filterung (Tracking) zu integrieren. Die Schätzung der Kovarianzmatrix ermöglicht eine einfache Integration in einen Kalman-Filter. Durch die zeitliche Filterung kann der Messfehler weiter reduziert werden. Erste Ergebnisse für die Bestimmung der Bewegung des Ziel-Fahrzeugs zeigen eine Reduzierung des Fehlers um einen Faktor zwischen 3 und 4 im Vergleich zum Stand der Technik [KKBK14].

Für das Tracking mehrerer ausgedehnter Objekte ergeben sich noch weitere Möglichkeiten die kinematische Ausdehnung zu integrieren. Exemplarisch werden drei Beispiele aufgezeigt:

- Die Objektsegmentierung kann durch die Integration des Geschwindigkeitsprofils erweitert werden. Verbreitete Algorithmen, wie z. B. der vorgestellte dichtebasierte Ansatz, basieren auf einer Suche nach Reflexionen mit ähnlichen Eigenschaften. Bei der Dopplergeschwindigkeit ergibt sich allerdings durch das Geschwindigkeitsprofil ein systematischer Verlauf, so dass diese Annahme nicht mehr erfüllt ist. Der Ansatz kann so modifiziert werden, dass alle Reflexionspunkte eines Clusters ein einheitliches Geschwindigkeitsprofil aufweisen müssen. Alternativ können Cluster, die ein Geschwindigkeitsprofil ergeben, direkt gesucht werden.
- Für viele Tracking-Verfahren (z. B. Kalman-Filter) wird eine Datenassoziation zwischen aufeinander folgenden Messungen benötigt. Die Parameter des Geschwindigkeitsprofils erfahren bei einem konstanten Bewegungszustand keine Änderung über die Zeit. Dadurch können sie in ein Abstandskriterium (z. B. Mahalanobis-Distanz) integriert werden, um die Assoziation von Messungen zu verbessern. Gerade während der Initialisierungszeit, wenn noch kein stabiler Zustand vorhanden ist, wird auf diese Weise die Assoziation erleichtert.
- Um neben dynamischen Innenstadt-Szenarien weiterhin ein stabiles Tracking auf Autobahnen zu gewährleisten, ist eine Integration in ein 'Interacting-Multiple-Model' (IMM) denkbar. Der Wechsel zwischen den verschiedenen Bewegungsmodellen könnte durch die Veränderung des Geschwindigkeitsprofils ausgelöst werden. Ist das Geschwindigkeitsprofil konstant, ändert sich der Bewegungszustand des Ziels nicht und ein entsprechendes Modell mit geringem Prozessrauschen wird gewählt. Bei einer Änderung des Bewegungszustands ergibt sich gleichzeitig eine Änderung des Geschwindigkeitsprofils. Der Wechsel auf ein dynamischeres Modell verbessert das Erfassen der Bewegungsänderung.

Die zeitliche Filterung der Eigenbewegung hat die gleichen Vorteile wie bei der Objektbewegung und ist durch die nicht-notwendige Datenassoziation einfach zu realisieren. Auf diese Weise kann die Genauigkeit weiter gesteigert werden. Das Gleiche gilt für die Einbauorientierung bzw. Rekalibrierung der Fahrzeugodometrie. Mit geeigneten Modellannahmen über den zeitlichen Verlauf der systematischen Fehler, den entsprechenden Sensorspezifikationen und der Schätzung der Kovarianzmatrix kann eine zeitliche Filterung realisiert werden. Ungünstige Szenarien oder eine Umgebung mit wenig stationären Reflexionen hätten auf diese Weise keinen oder nur einen geringen Einfluss auf die Kalibrierung.

Der Einsatz hochauflösender Radarsensoren in Fahrerassistenzsystemen ist noch am Anfang. In Zukunft wird die Winkel-, Entfernungs- und Dopplergenauigkeit noch deutlich steigen. Mögliche Verbesserungen ergeben sich zum Beispiel durch eine Erhöhung der Antennenanzahl, ein Anheben der Trägerfrequenz von 77 GHz auf 160 GHz oder eine verbesserte Modulation (z. B. schnellere Rampen). Erhöht sich in allen drei Dimensionen die Genauigkeit und Auflösung um einen Faktor 2, nimmt die Genauigkeit des Geschwindigkeitsprofils um einen Faktor 11.3 zu (lineare Zunahme mit Doppler- und Winkelgenauigkeit: jeweils Faktor 2, Zunahme der aufgelösten Reflexionen durch Auflösung: jeweils Faktor $\sqrt{2}$). Alle in dieser Arbeit vorgestellten Verfahren werden dadurch eine entsprechende Steigerung in der Genauigkeit erfahren. Diese Abschätzung zeigt, dass diese Verfahren auch in Zukunft einen deutlichen Mehrwert für radarbasierte Fahrerassistenzsysteme generieren können.

Anhang A

A.1 Levenberg Marquardt

$$\begin{bmatrix} \mathbf{J} & \mathbf{V} \\ 0 & \mathbf{D} \\ \alpha \mathbf{Z}_1 & 0 \\ 0 & \alpha \mathbf{Z}_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} z(\hat{\mathbf{p}}) \\ z(\hat{\boldsymbol{\theta}}) \end{bmatrix} =_2 - \begin{bmatrix} \mathbf{G}_1 \\ \mathbf{G}_2 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

wird umgeformt in die Normalgleichung:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{J}^\top \mathbf{J} + \alpha \mathbf{Z}_1^2 & \mathbf{J}^\top \mathbf{V} \\ \mathbf{V}^\top \mathbf{J} & \mathbf{V}^\top \mathbf{V} + \mathbf{D}^2 + \alpha \mathbf{Z}_2^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} z(\hat{\mathbf{p}}) \\ z(\hat{\boldsymbol{\theta}}) \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} \mathbf{J}^\top \mathbf{G}_1 \\ \mathbf{V}^\top \mathbf{G}_1 + \mathbf{D} \mathbf{G}_2 \end{bmatrix}$$

ergibt durch auflösen nach $z(\hat{\boldsymbol{\theta}})$:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{J}_{\text{LMA}} \\ \sqrt{\alpha} \mathbf{Z}_1 \end{bmatrix} z(\hat{\mathbf{p}}) =_2 - \begin{bmatrix} \mathbf{G}_{\text{LMA}} \\ 0 \end{bmatrix}$$

mit

$$\mathbf{E}^{-1} = \text{diag} \left(\frac{1}{\alpha * \mathbf{Z}_{1,i,i}^2 + \eta^2} \right), \quad i = 1, \dots, N$$

$$\boldsymbol{\Omega} = \text{diag} \left(\sqrt{\frac{1}{1 + \mathbf{V}_{i,i}^2 + \mathbf{E}_{i,i}^{-1}}} \right), \quad i = 1, \dots, N$$

$$\mathbf{J}_{\text{LMA}} = \boldsymbol{\Omega} \mathbf{J}$$

$$\mathbf{G}_{\text{LMA}} = -\boldsymbol{\Omega}^{-1} (\mathbf{G}_1 - \mathbf{V} \mathbf{E}^{-1} \mathbf{D} \mathbf{G}_2)$$

daraus kann direkt die Schrittweite $z(\hat{\boldsymbol{\theta}})$ bestimmt werden:

$$z(\hat{\boldsymbol{\theta}}) = -\mathbf{E}^{-1} \cdot [\mathbf{V}^\top \boldsymbol{\Omega}^2 (\mathbf{G}_1 + \mathbf{J} z(\hat{\mathbf{p}}) - \mathbf{V} \mathbf{E}^{-1} \mathbf{D} \mathbf{G}_2) + \mathbf{D} \mathbf{G}_2]$$

A.2 Taylor-Approximation der Aufpunkte

Im ersten Schritt erfolgt die Taylor-Entwicklung um den gemessenen Azimutwinkel:

$$\hat{\theta}_i = \frac{\partial f(\hat{\mathbf{p}}, \theta_i)}{\partial \theta_i} \left(\left(\frac{\partial f(\hat{\mathbf{p}}, \theta_i)}{\partial \theta_i} \right)^2 + \eta \right)^{-1} \left(v_i^D + \theta_i \frac{\partial f(\hat{\mathbf{p}}, \theta_i)}{\partial \theta_i} + \frac{\partial^2 f(\hat{\mathbf{p}}, \theta_i)}{\partial \theta_i^2} \right)$$

für $f : v_i^D = C \cos(\theta_i) + S \sin(\theta_i)$ ergibt dies im ersten Schritt:

$$\begin{aligned} \hat{\theta}_i = & \frac{\theta_i (S \cos(\theta_i) - C \sin(\theta_i))^2 + (S \cos(\theta_i) - C \sin(\theta_i)) (-S \sin(\theta_i) - C \cos(\theta_i))}{(S \cos(\theta_i) - C \sin(\theta_i))^2 + \eta} + \\ & + \frac{v_i^D (S \cos(\theta_i) - C \sin(\theta_i)) + \theta_i \eta}{(S \cos(\theta_i) - C \sin(\theta_i))^2 + \eta} \end{aligned}$$

In den folgenden Schritten wird θ_i durch den geschätzten Aufpunkt $\hat{\theta}_i$ des vorangegangenen Schritts ersetzt. Das heißt, die Taylor-Entwicklung erfolgt um den zuletzt geschätzten Aufpunkt.

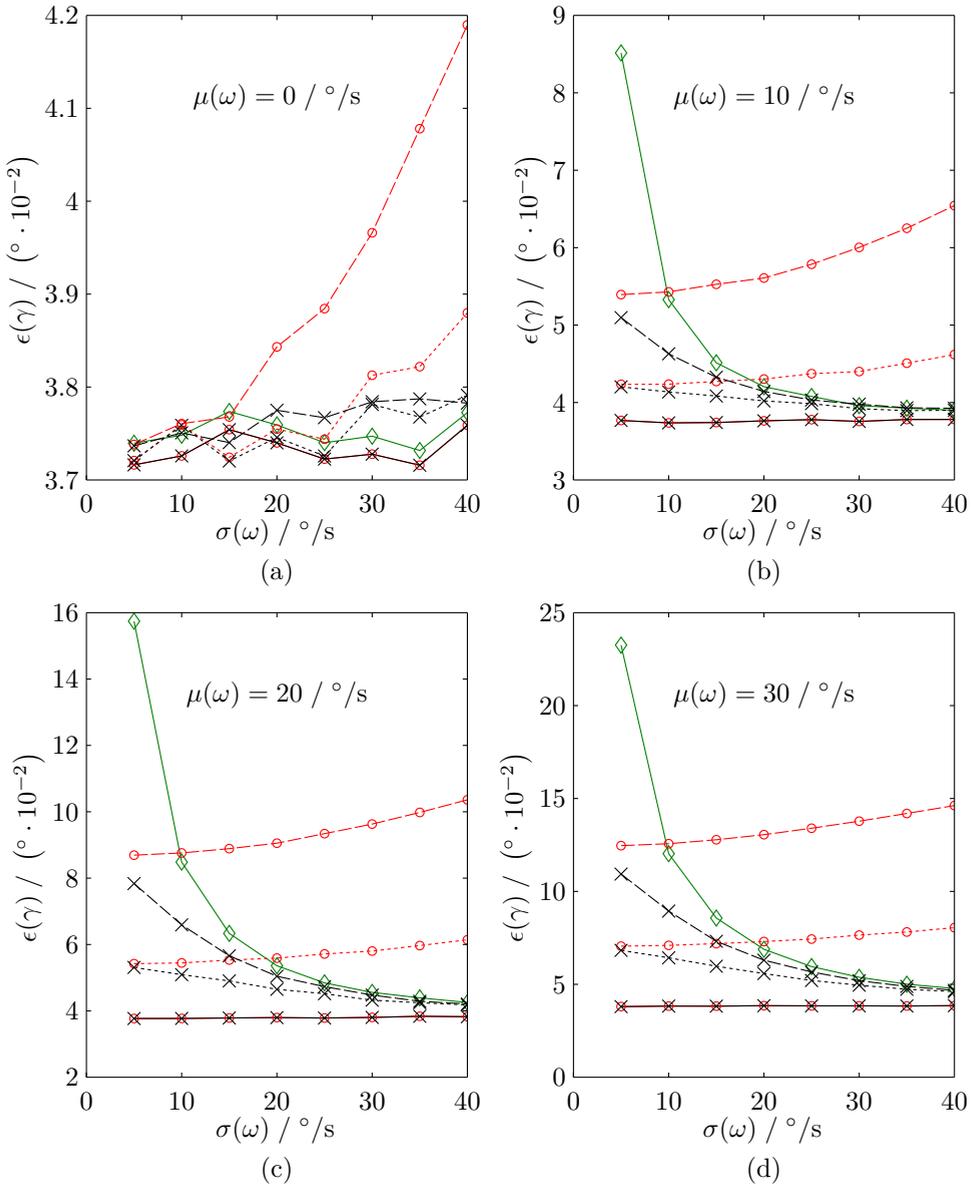


Abbildung A.3: RMSE der Einbauorientierung in Abhängigkeit von der Gierrate in der Sequenz (μ, σ) für verschiedene Skalierungsfehler des Gyroskops ($\delta_{S,G} = 0\%$: —, $\delta_{S,G} = 0.5\%$: ... und $\delta_{S,G} = 1\%$: - -) für wMean (o), wTLSS (◇) und wComb (x)

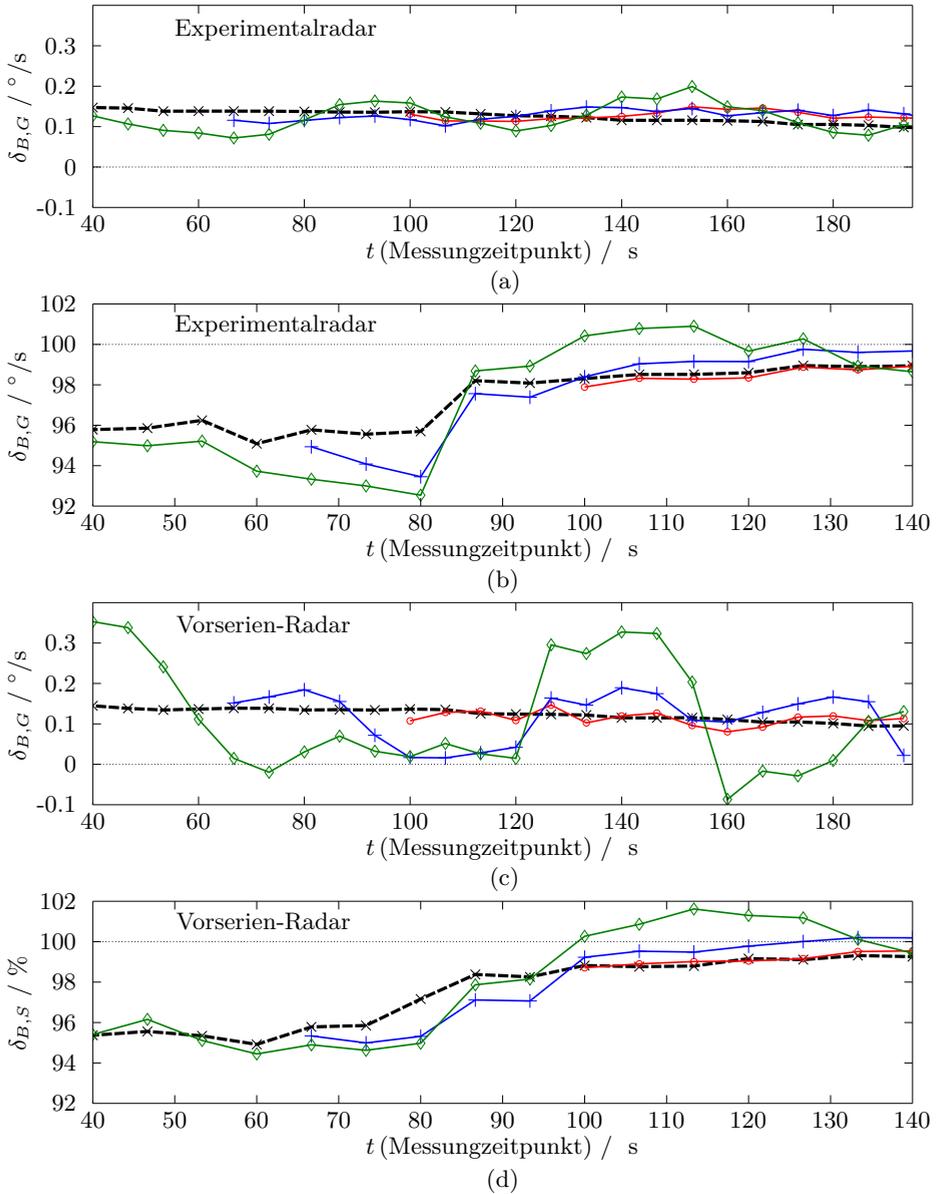


Abbildung A.4: Ermittelter Bias-Fehler (a,c) und Skalierungsfehler (b,d) des Gyroskops für $L_S = 1500$ (o), $L_S = 1000$ (+), $L_S = 500$ (\diamond) und mittels Referenzsystems (x) für Experimental- (a,b) und Vorserien-Radar (c,d)

Akronyme

ADMA	'Automotive Dynamic Motion Analyzer' mit D-GPS	89
CAN	'Controller Area Network'	105
CFAR	'Constant False Alarm Rate'	20
DBF	'Digital Beamforming'	3
DBSCAN	'Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise'	35
DOA	'Direction of Arrival'	18
DOF	Freiheitsgrade (engl. 'Degrees of Freedom')	7
EIV	'Errors-in-Variables'	45
FAS	Fahrerassistenzsysteme	1
FFT	'Fast Fourier Transformation'	16
FMCW	'Frequency-Modulated Continuous-Wave'	14
FoV	Sichtfeld (engl. 'Field of View')	18
GLS	Methode der kleinsten Quadrate (engl. 'Generalized Least Squares')	49
GNA	Gauss Newton Algorithmus	50
ICP	'Iterative Closest Point Algorithm'	73
IMM	'Interacting Multiple Models'	73
IMU	Inertialsensorik (engl. 'Inertial Measurement Unit')	89
LMA	Levenberg Marquardt Algorithmus	50
LSQ	Lineare Regression (engl. 'Least Squares')	31
MAE	'Median Absolut Error'	74
ML	'Maximum Likelihood'	45
MP	Momentanpol	9
ODR	'Orthogonal Distance Regression'	50

OS-CFAR	'Ordered Statistic Constant False Alarm Rate'	20
RANSAC	'Random Sample Consensus'	27
RCS	Radarquerschnitt (engl. 'Radar Cross Section')	41
RMSE	'Root-Mean-Square error'	48
SLAM	'Simultaneous Localization And Mapping'	99
TLS	'Total Least-Squares'	144
wLSQ	'Weighted Least Squares'	49
wMean	gewichteter Mittelwert (engl. 'weighted mean')	141
wTLS	'Weighted Total Least Squares' nach [SW08]	145

Symbolverzeichnis

Notationen

\mathbf{A}	Matrix
\mathbf{A}^{-1}	inverse Matrix
\mathbf{A}^\top	transponierte Matrix
\mathbf{a}	Vektor
$ \mathbf{a} $	Betrag des Vektors
\hat{a}	bestimmter Wert
a^*	wahrer Wert
\tilde{a}	verrauschter Messwert
a^\square	Angabe des Koordinatensystems (Ego-Fahrzeug, Ziel-Fahrzeug oder Sensor)
a_\square	Angabe des Bezugspunkts (z. B. Momentanpol, Sensor, Hinterachse)
a^+	Parameter des Geschwindigkeitsprofils in einem um α gedrehten Koordinatensystem
a'	Parameter des Geschwindigkeitsprofils in einem um $\mu(\theta)$ gedrehten Koordinatensystem

Index

i	Index des Reflexionspunkts bei einem Sensor
j, i	Index des Reflexionspunkts eines Sensors j
j	Index des Sensors
k	Index der Messung
C	Referenzpunkt Schwerpunkt
o	Referenzpunkt im Koordinatenursprung
H	Referenzpunkt Hinterachse
MP	Momentanpol als Referenzpunkt
P	Beliebiger Referenzpunkt
R	Referenzpunkt Rotationszentrum
Seq	Parameter bezieht sich auf eine Kalibriersequenz mit L_S Messungen
S	Sensor als Bezugspunkt (unten) bzw. Sensor Koordinatensystem (oben)

V	Ziel-Fahrzeug (Hinterachse-mitte) als Bezugspunkt (unten) bzw. als Koordinatensystem (oben)
G	Eigenbewegung ermittelt mit Gyroskop
O	Eigenbewegung ermittelt mit Odometer
RM	Eigenbewegung ermittelt mit radarbasierten Eigenbewegung

Winkel / Winkelgeschwindigkeit

β	Bewegungsrichtung im Schwerpunkt (Schwimmwinkel)
γ	Einbauwinkel des Sensors
ω	Winkelgeschwindigkeit
ϕ	Objektorientierung
α	Bewegungsrichtung
θ_i	Gemessener Azimutwinkel des Reflexionspunkts i
$\Lambda(\theta)$	Aufspreizung des Azimutwinkels aller Reflexionspunkte $\theta_{\max} - \theta_{\min}$
$\mu(\theta)$	mittlerer Azimutwinkel der betrachteten Reflexionspunkte
$\sigma(\theta)$	Standardabweichung der Azimutwinkel der betrachteten Reflexionspunkte
σ_θ	Standardabweichung Azimut-Messfehler
σ_{vD}	Standardabweichung Doppler-Messfehler
ϑ_i	Elevationswinkel des Reflexionspunkts i

Skalar

b	Breite
C	Parameter des Geschwindigkeitsprofils für $\theta = 0$
$d_{i,P}$	Abstand Punkt i von Punkt P
δ_B	Kalibrierung: Bias-Fehler
δ_S	Kalibrierung: Skalierungsfehler
ϵ	Fehler einer Größe
η	Verhältnis der Messunsicherheiten $\sigma_{vD}/\sigma_\theta$
l	Länge
λ_{att}	dämpfender Faktor der Steigung bei einem EIV-Problem
L_S	Anzahl der Messungen für die Kalibrierung: $j = 1 \dots L_S$
M	Anzahl der Sensoren: $j = 1 \dots M$
N_j	Anzahl der Reflexionspunkte für Sensor j : $i = 1 \dots N_j$
n_{DOF}	Anzahl der Freiheitsgrade eines Modells
r_i	Abstand Sensor - Reflexionspunkt i
S	Parameter des Geschwindigkeitsprofils für $\theta = \pi/2$
v_i^D	Dopplergeschwindigkeit des Reflexionspunkts i

- $v_i^{D,x}$ Anteil der Dopplergeschwindigkeit in x-Richtung
 $v_i^{D,y}$ Anteil der Dopplergeschwindigkeit in y-Richtung

Vektoren

- ϵ Residuen Vektor der Reflexionspunkte
 \mathbf{p} Vektor der gesuchten Parameter des Gleichungssystems $\mathbf{y} = \mathbf{X} \mathbf{p}$
 \mathbf{v} Geschwindigkeitsvektor im Rotationszentrum (Quer- und Längsgeschwindigkeit)
 \mathbf{v}_i Geschwindigkeitsvektor im Punkt i
 \mathbf{m} Bewegungszustand eines ausgedehnten Objekts mittels Referenzpunkt-Darstellung
 $\mathbf{m} = [\omega \ v^x \ v^y]^\top$
 $\mathbf{v}_{i,\text{rot}(P)}$ Geschwindigkeitsvektor durch Rotation des Punkts i um Punkt P
 \mathbf{y} Ergebnis lineares Gleichungssystem $\mathbf{y} = \mathbf{X} \mathbf{p}$
 \mathbf{z} Schrittweite (Levenberg-Marquardt)

Matrizen

- \mathbf{B} Systemmatrix bei mehreren Geschwindigkeitsprofilen $\mathbf{v}_j^D = \mathbf{B}_{1\dots M} \mathbf{p}$
 $\text{cov}(a,b)$ Kovarianzmatrix der Parameter a und b (beliebig erweiterbar)
 \mathbf{M} Systemmatrix des Geschwindigkeitsprofils $\mathbf{v}_j^D = \mathbf{M}_j \mathbf{v}_S$ eines Sensors
 $\mathbf{\Omega}$ Gewichtungsmatrix von \mathbf{X} in einem linearen Gleichungssystem
 $\mathbf{T}_{i,P}$ Transformationmatrix für den Bewegungszustand von Punkt P nach i
 \mathbf{T}_α Rotationsmatrix um Winkel α
 \mathbf{X} Systemmatrix lineares Gleichungssystem $\mathbf{y} = \mathbf{X} \mathbf{p}$
 \mathbf{Z} Skalierungsmatrix

Literaturverzeichnis

- [Abo03] R. Abou-Jaoude: *ACC radar sensor technology, test requirements, and test solutions*. In: *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, Band 4, Nr. 3, Seiten 115–122, 2003.
- [AC07] G. Antonelli und S. Chiaverini: *Linear estimation of the physical odometric parameters for differential-drive mobile robots*. In: *Autonomous Robots*, Band 23, Nr. 1, Seiten 59–68, 2007.
- [AFP04] A. Amditis; N. Floudas und A. Polychronopoulos: *Lateral motion tracking of automobiles*. In: *Proceedings of the Seventh International Conference on Information Fusion*. Band II, Seiten 768–774, Stockholm, Sweden, 2004.
- [AS08] C. Acar und A. Shkel: *MEMS vibratory gyroscopes: structural approaches to improve robustness*. Springer Science & Business Media, 2008.
- [Bad07] H. Badino: *A robust approach for ego-motion estimation using a mobile stereo platform*. In: *Complex Motion*, Seiten 198–208, Springer, 2007.
- [Bar10] B. Barrois: *Analyse der Position, Orientierung und Bewegung von rigiden und artikulierten Objekten aus Stereobildsequenzen*. Dissertation, 2010.
- [Bar14] A. Barth: *Vehicle Tracking and Motion Estimation Based on Stereo Vision Sequences*. Dissertation, 2014.
- [BBS87] P. Boggs; R. Byrd und R. Schnabel: *A stable and efficient algorithm for nonlinear orthogonal distance regression*. In: *SIAM Journal on Scientific and Statistical Computing*, Band 8, Nr. 6, Seiten 1052–1078, 1987.
- [BD71] K. Brown und J. Dennis Jr: *Derivative free analogues of the Levenberg-Marquardt and Gauss algorithms for nonlinear least squares approximation*. In: *Numerische Mathematik*, Band 18, Nr. 4, Seiten 289–297, 1971.

- [BD94] B. Barshan und H. Durrant-Whyte: *Orientation estimate for mobile robots using gyroscopic information*. In: *Proceedings of the IEEE/RSJ/GI International Conference on Intelligent Robots and Systems*. Band 3, Seiten 1867–1874. IEEE, 1994.
- [BDT⁺06] Y. Boers; H. Driessen; J. Torstensson; M. Trieb; R. Karlsson und F. Gustafsson: *Track-before-detect algorithm for tracking extended targets*. In: *IEE Proceedings-Radar, Sonar and Navigation*, Band 153, Nr. 4, Seiten 345–351, 2006.
- [BF08] A. Barth und U. Franke: *Where will the oncoming vehicle be the next second?* In: *Proceedings of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, Seiten 1068–1073. IEEE, 2008.
- [BF09] A. Barth und U. Franke: *Estimating the driving state of oncoming vehicles from a moving platform using stereo vision*. In: *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, Band 10, Nr. 4, Seiten 560–571, 2009.
- [BF10] A. Barth und U. Franke: *Tracking oncoming and turning vehicles at intersections*. In: *IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems*, Seiten 861–868. IEEE, 2010.
- [BF94] J. Borenstein und L. Feng: *UMBmark: a method for measuring, comparing, and correcting dead-reckoning errors in mobile robots*. Techn. Ber. 1994.
- [BF95] J. Borenstein und L. Feng: *UMBmark: A benchmark test for measuring odometry errors in mobile robots*. In: *Photonics East*, Seiten 113–124. International Society for Optics and Photonics, 1995.
- [BH10] M. Bouzouraa und U. Hofmann: *Fusion of occupancy grid mapping and model based object tracking for driver assistance systems using laser and radar sensors*. In: *Proceedings of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, Seiten 294–300, 2010.
- [BL98] D. Barton und S. Leonov: *Radar technology encyclopedia*. Artech house, 1998.
- [Box71] M. Box: *Bias in nonlinear estimation*. In: *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, Seiten 171–201, 1971.
- [Bre⁺96] L. Breiman: *Heuristics of instability and stabilization in model selection*. In: *The annals of statistics*, Band 24, Nr. 6, Seiten 2350–2383, 1996.
- [Bre96] L. Breiman: *Bagging predictors*. In: *Machine learning*, Band 24, Nr. 2, Seiten 123–140, 1996.
- [BY06] M. Bühren und B. Yang: *Automotive Radar Target List Simulation based on Reflection Center Representation of Objects*. In: *Workshop on Intelligent Transportation*, Seiten 161–166, Hamburg, Germany, 2006.

- [BY07a] M. Bühren und B. Yang: *Initialization Procedure for Radar Target Tracking without Object Movement Constraints*. In: *Proceedings International Conference on ITS Telecommunications*, Seiten 112–117, Sophia Antipolis, France, 2007.
- [BY07b] M. Bühren und B. Yang: *Simulation of Automotive Radar Target Lists considering Clutter and Limited Resolution*. In: *Proceedings International Radar Symposium*, Seiten 195–200, Cologne, Germany, 2007.
- [CD99] S. Clark und G. Dissanayake: *Simultaneous localisation and map building using millimetre wave radar to extract natural features*. In: *IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Band 2, Seiten 1316–1321. IEEE, 1999.
- [CFMO13] A. Censi; A. Franchi; L. Marchionni und G. Oriolo: *Simultaneous calibration of odometry and sensor parameters for mobile robots*. In: *IEEE Transactions on Robotics*, Band 29, Nr. 2, Seiten 475–492, 2013.
- [Che00] V. Chen: *Analysis of radar micro-Doppler with time-frequency transform*. In: *Proceedings of the Tenth IEEE Workshop on Statistical Signal and Array Processing*, Seiten 463–466. IEEE, 2000.
- [CLHW06] V. Chen; F. Li; S. Ho und H. Wechsler: *Micro-Doppler effect in radar: phenomenon, model, and simulation study*. In: *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Band 42, Nr. 1, Seiten 2–21, 2006.
- [CM91] G. Cordeiro und P. McCullagh: *Bias correction in generalized linear models*. In: *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, Seiten 629–643, 1991.
- [CMO08] A. Censi; L. Marchionni und G. Oriolo: *Simultaneous maximum-likelihood calibration of odometry and sensor parameters*. In: *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Seiten 2098–2103. IEEE, 2008.
- [Coc54] W. Cochran: *The combination of estimates from different experiments*. In: *Biometrics*, Band 10, Nr. 1, Seiten 101–129, 1954.
- [CRSC12] R. Carroll; D. Ruppert; L. Stefanski und C. Crainiceanu: *Measurement error in nonlinear models: a modern perspective*. CRC press, 2012.
- [CTW86] R. Cook; C.-L. Tsai und B. Wei: *Bias in nonlinear regression*. In: *Biometrika*, Band 73, Nr. 3, Seiten 615–623, 1986.
- [DD97] M. Dagenais und D. Dagenais: *Higher moment estimators for linear regression models with errors in the variables*. In: *Journal of Econometrics*, Band 76, Nr. 1, Seiten 193–221, 1997.
- [DHS02] T. Dang; C. Hoffmann und C. Stiller: *Fusing optical flow and stereo disparity for object tracking*. In: *IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems*, Seiten 112–117. IEEE, 2002.

- [DNC⁺01] M. Dissanayake; P. Newman; S. Clark; H. Durrant-Whyte und M. Csorba: *A solution to the simultaneous localization and map building (SLAM) problem*. In: *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, Band 17, Nr. 3, Seiten 229–241, 2001.
- [DON10] R. Danescu; F. Oniga und S. Nedevschi: *Particle Grid Tracking System for Stereovision Based Environment Perception*. In: *Proceedings of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, Seiten 987–992, 2010.
- [DON11] R. Danescu; F. Oniga und S. Nedevschi: *Modeling and tracking the driving environment with a particle-based occupancy grid*. In: *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, Band 12, Nr. 4, Seiten 1331–1342, 2011.
- [DRHZ05] Z. Duan; X. Rong Li; C. Han und H. Zhu: *Sequential unscented Kalman filter for radar target tracking with range rate measurements*. In: *International Conference on Information Fusion*. Band 1, 8–pp. IEEE, 2005.
- [Dyb13] J. Dybedal: *Doppler Radar Speed Measurement Based on a 24 GHz Radar Sensor*. Masterarbeit, 2013.
- [EK SX96] M. Ester; H.-P. Kriegel; J. Sander und X. Xu: *A Density-Based Algorithm for Discovering Clusters in Large Spatial Databases with Noise*. In: *International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, Seiten 22–231, 1996.
- [FB81] M. Fischler und R. Bolles: *Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography*. In: *Communications of the ACM*, Band 24, Nr. 6, Seiten 381–395, 1981.
- [FH85] W. Fleming und A. Hundiwal: *Radar ground speed sensors*. In: *IEEE Vehicular Technology Conference*. Band 35, Seiten 262–272. IEEE, 1985.
- [Föl06] F. Fölster: *Erfassung ausgedehnter Objekte durch ein Automobil-Radar*. Dissertation, Uni, 2006.
- [FR06a] F. Folster und H. Rohling: *Lateral velocity estimation based on automotive radar sensors*. In: *International Conference on Radar*, Seiten 1–4, 2006.
- [FR06b] F. Folster und H. Rohling: *Observation of lateral moving traffic with an automotive radar*. In: *Radar Symposium, 2006. IRS 2006. International*, Seiten 1–4, 2006.
- [FRBG05] U. Franke; C. Rabe; H. Badino und S. Gehrig: *6d-vision: Fusion of stereo and motion for robust environment perception*. In: *Pattern Recognition*, Seiten 216–223, Springer, 2005.

- [Ful09] W. Fuller: *Measurement error models*. Band 305. John Wiley & Sons, 2009.
- [GAN02] M. Grace; R. Abou-Jaoude und K. Noujeim: *Automotive radar antenna alignment system*. US Patent 6,335,705. 2002.
- [GANB00] A. Grace; R. Abou-Jaoude; K. Noujeim und D. Bradley: *76 GHz radar antenna alignment system*. In: *Proceedings on European Microwave Conference*. Band 3, 2000.
- [Gen15] GeneSys: *Automotive Dynamic Motion Analyzer (ADMA)*. <http://www.genesys-adma.de/>. 2015.
- [God97] L. C. Godara: *Application of antenna arrays to mobile communications. II. Beam-forming and direction-of-arrival considerations*. In: *Proceedings of the IEEE*, Band 85, Nr. 8, Seiten 1195–1245, 1997.
- [Gol62] A. Goldberger: *Best linear unbiased prediction in the generalized linear regression model*. In: *Journal of the American Statistical Association*, Band 57, Nr. 298, Seiten 369–375, 1962.
- [GRGB09] R. Gonzalez; F. Rodriguez; J. Guzman und M. Berenguel: *Comparative study of localization techniques for mobile robots based on indirect kalman filter*. In: *Proceedings of IFR Int. Symposium on Robotics*, Seiten 253–258, 2009.
- [GSDB07] J. Gunnarsson; L. Svensson; L. Danielsson und F. Bengtsson: *Tracking vehicles using radar detections*. In: *Proceedings of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, Seiten 296–302, 2007.
- [GVN08] A. Ghaleb; L. Vignaud und J. Nicolas: *Micro-Doppler analysis of wheels and pedestrians in ISAR imaging*. In: *Signal Processing, IET*, Band 2, Nr. 3, Seiten 301–311, 2008.
- [Han07] A. Hantsch: *Radarbasierte Sensorik für die Fahrdynamikerfassung bei Kraftfahrzeugen*. Cuvillier, 2007.
- [HRZ98] J. Hollister; R. Rice und M. Zediker: *Method for extending range and sensitivity of a fiber optic micro-doppler ladar system and apparatus therefor*. US Patent 5,847,817. 1998.
- [HWFS09] A. Haderer; C. Wagner; R. Feger und A. Stelzer: *Lateral velocity estimation using an FMCW radar*. In: *European Radar Conference*, Seiten 129–132, 2009.
- [JNC14] D. J.; A. N. und B. C.: *Making Bertha*. In: *IEEE Spectrum*, Band 51, Nr. 8, Seiten 44–49, 2014.
- [JU04] S. Julier und J. Uhlmann: *Unscented filtering and nonlinear estimation*. In: *Proceedings of the IEEE*, Band 92, Nr. 3, Seiten 401–422, 2004.
- [JVS07] E. Jones; A. Vedaldi und S. Soatto: *Inertial structure from motion with autocalibration*. In: *Workshop on Dynamical Vision*, 2007.

- [Kam08] K. Kammeyer: *Nachrichtenübertragung*. Vieweg+ Teubner, 2008.
- [KBK⁺14] D. Kellner; M. Barjenbruch; J. Klappstein; J. Dickmann und K. Dietmayer: *Instantaneous full-motion estimation of arbitrary objects using dual Doppler radar*. In: *Proceedings of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, Seiten 324–329, 2014.
- [KBK⁺15] D. Kellner; M. Barjenbruch; J. Klappstein; J. Dickmann und K. Dietmayer: *Wheel extraction based on micro doppler distribution using high-resolution radar*. In: *International Conference on Microwaves for Intelligent Mobility*, Seiten 1–4, 2015.
- [KBK⁺16] D. Kellner; M. Barjenbruch; J. Klappstein; J. Dickmann und K. Dietmayer: *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] D. Kellner; M. Barjenbruch und J. Klappstein: *Instantane Bestimmung der vollständigen Objektbewegung ausgedehnter Objekte mittels hochauflösendem Radar*. In: *30. VDI/VW-Gemeinschaftskonferenz Fahrerassistenz und integrierte Sicherheit*. Band 2223. VDI Verlag, 2014.
- [KCW95] K. Kobayashi; K. Cheok und K. Watanabe: *Estimation of absolute vehicle speed using fuzzy logic rule-based Kalman filter*. In: *Proceedings of the American Control Conference*. Band 5, Seiten 3086–3090. IEEE, 1995.
- [Ken52] M. Kendall: *Regression, structure and functional relationship. Part II*. In: *Biometrika*, Seiten 96–108, 1952.
- [KGB11] R. Kummerle; G. Grisetti und W. Burgard: *Simultaneous calibration, localization, and mapping*. In: *Intelligent Robots and Systems (IROS), 2011 IEEE/RSJ International Conference on*, Seiten 3716–3721. IEEE, 2011.
- [KKD12] D. Kellner; J. Klappstein und K. Dietmayer: *Grid-based DBSCAN for clustering extended objects in radar data*. In: *Proceedings of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, Seiten 365–370. IEEE, 2012.
- [KKIS94] Y. Kubo; T. Kindo; A. Ito und S. Sugimoto: *DGPS/INS/VVheelSensor Integration for High Accuracy Land-Vehicle Positioning*. In: *Proceedings of the 12th International Technical Meeting of the Satellite Division of The Institute of Navigation*, Seiten 555–564, 1994.
- [KLJS96] J. Kim; J.-G. Lee; G.-I. Jee und T.-K. Sung: *Compensation of gyroscope errors and GPS/DR integration*. In: *Position Location and Navigation Symposium*, Seiten 464–470. IEEE, 1996.

- [KS11] J. Kelly und G. Sukhatme: *Visual-inertial sensor fusion: Localization, mapping and sensor-to-sensor self-calibration*. In: *The International Journal of Robotics Research*, Band 30, Nr. 1, Seiten 56–79, 2011.
- [KSR10] M. Kronauge; C. Schroeder und H. Rohling: *Radar target detection and Doppler ambiguity resolution*. In: *11th International Radar Symposium*, Seiten 1–4. IEEE, 2010.
- [KWD93] N. Kees; M. Weinberger und J. Detlefsen: *Doppler measurement of lateral and longitudinal velocity for automobiles at millimeter waves*. In: *EEE MTT-S International Microwave Symposium Digest*, Seiten 805–808. IEEE, 1993.
- [LBAR98] T. D. Larsen; M. Bak; N. Andersen und O. Ravn: *Location estimation for an autonomously guided vehicle using an augmented Kalman filter to autocalibrate the odometry*. In: *International Conference on Information Fusion*. Citeseer, 1998.
- [LT14] J. Levinson und S. Thrun: *Unsupervised calibration for multi-beam lasers*. In: *Experimental Robotics*, Seiten 179–193. Springer, 2014.
- [Lud98] A. Ludloff: *Praxiswissen Radar und Radarsignalverarbeitung*. Vieweg, 1998.
- [Mar63] D. W. Marquardt: *An algorithm for least-squares estimation of nonlinear parameters*. In: *Journal of the Society for Industrial & Applied Mathematics*, Band 11, Nr. 2, Seiten 431–441, 1963.
- [May08] W. Mayer: *Abbildender Radarsensor mit sendeseitig geschalteter Gruppenantenne*. Cuvillier Verlag, 2008.
- [MFS13] J. Maye; P. Furgale und R. Siegwart: *Self-supervised calibration for robotic systems*. In: *Proceedings of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, Seiten 473–480. IEEE, 2013.
- [Mor78] J. More: *The Levenberg-Marquardt algorithm: implementation and theory*. In: *Numerical analysis*, Seiten 105–116, Springer, 1978.
- [MSS06] A. Martinelli; D. Scaramuzza und R. Siegwart: *Automatic self-calibration of a vision system during robot motion*. In: *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Seiten 43–48. IEEE, 2006.
- [MTS07] A. Martinelli; N. Tomatis und R. Siegwart: *Simultaneous localization and odometry self calibration for mobile robot*. In: *Autonomous Robots*, Band 22, Nr. 1, Seiten 75–85, 2007.
- [MV07] I. Markovsky und S. Van Huffel: *Overview of total least-squares methods*. In: *Signal processing*, Band 87, Nr. 10, Seiten 2283–2302, 2007.

- [NNB04] D. Nister; O. Naroditsky und J. Bergen: *Visual odometry*. In: *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Band 1, Seiten 1–652. IEEE, 2004.
- [Nor94] D. 7. Norm: *Strassenfahrzeuge - Fahrzeugdynamik und Fahrverhalten*. Deutsches Institut für Normung e. V., 1994.
- [NRL14] A. Negre; L. Rummelhard und C. Laugier: *Hybrid sampling bayesian occupancy filter*. In: *Proceedings of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, Seiten 1307–1312. IEEE, 2014.
- [PB80] R. Poli und G. Boothroyd: *Applied Engineering Mechanics*. 1980.
- [Per93] M. Perrone: *Improving regression estimation: Averaging methods for variance reduction with extensions to general convex measure optimization*. Dissertation, Brown University, 1993.
- [PLP+09] J. Parviainen; M. Lopez; O. Pekkalin; J. Hautamaki; J. Collin und P. Davidson: *Using Doppler radar and MEMS gyro to augment DGPS for land vehicle navigation*. In: *Conference on Control Applications & Intelligent Control*, Seiten 1690–1695. IEEE, 2009.
- [RCC+97] M. Russell; A. Crain; A. Curran; R. Campbell; C. Drubin und W. Miccioli: *Millimeter-wave radar sensor for automotive intelligent cruise control (ICC)*. In: *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, Band 45, Nr. 12, Seiten 2444–2453, 1997.
- [RFC+07] R. Rouveure; P. Faure; P. Checchin; M.-O. Monod: *Mobile robot localization and mapping in extensive outdoor environment based on radar sensor-first results*. In: *Proceedings of Physics and Image Processing Conference*, 2007.
- [RFM10] R. Rouveure; P. Faure und M.-O. Monod: *A New Radar Sensor for Coastal and Riverbank Monitoring*. In: *Converence on Ocean and Coastal Observation: Sensors and observing systems, numerical models and information Systems*, 5–p. SEE, 2010.
- [RFR07] H. Rohling; F. Folster und H. Ritter: *Lateral velocity estimation for automotive radar applications*. In: *International Conference on Radar Systems*, Seiten 1–4. IET, 2007.
- [RKK+15] F. Roos; D. Kellner; J. Klappstein; K. Dietmayer; K. Mueller-Glaser und C. Waldschmidt: *Estimation of the Orientation of Vehicles in High Resolution Radar Images*. In: *IEEE MTT-S International Conference on Microwaves for Intelligent Mobility (ICMIM) Heidelberg*, 2015.
- [RM08] H. Rohling und C. Moller: *Radar waveform for automotive radar systems and applications*. In: *IEEE Radar Conference*, Seiten 1–4. IEEE, 2008.

- [RMWF10] C. Rabe; T. Müller; A. Wedel und U. Franke: *Dense, robust, and accurate motion field estimation from stereo image sequences in real-time*. In: *European Conference on Computer Vision*, Seiten 582–595, Springer, 2010.
- [Roh06] H. Rohling: *Some radar topics: waveform design, range CFAR and target recognition*. In: *Advances in Sensing with Security Applications*, Seiten 293–322, Springer, 2006.
- [Roh83] H. Rohling: *Radar CFAR thresholding in clutter and multiple target situations*. In: *Aerospace and Electronic Systems, IEEE Transactions on*, Nr. 4, Seiten 608–621, 1983.
- [RT99] N. Roy und S. Thrun: *Online self-calibration for mobile robots*. In: *IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Band 3, Seiten 2292–2297. IEEE, 1999.
- [SBW08] K. Schuler; D. Becker und W. Wiesbeck: *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.
- [Sch05] R. Schneider: *Radiation-Based Alignment Method for Millimetre-Wave Antennas*. In: *German Microwave Conference, 2005. Proceedings of*, 2005.
- [Sch06] M. Schorn: *Modelle zur Beschreibung des Fahrzeugverhaltens*. In: *Fahrdynamik-Regelung: Modellbildung, Fahrerassistenzsysteme, Mechatronik*, Seiten 27–46, 2006.
- [SCPH93] I. Sakai; N. Chilton; S. Pacaud und R. Hazelden: *Development of optical speed-over-ground sensors*. In: *Sensors and Actuators A: Physical*, Band 37, Seiten 208–215, 1993.
- [SHN11] M. Sheehan; A. Harrison und P. Newman: *Self-calibration for a 3D laser*. In: *The International Journal of Robotics Research*, Seite 0278364911429475, 2011.
- [Shn99] D. Shnidman: *Generalized radar clutter model*. In: *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Band 35, Nr. 3, Seiten 857–865, 1999.
- [SJ05] R. Serway und J. Jewett: *Principles of physics: a calculus-based text*. Cengage Learning, 2005.
- [Sko70] M. I. Skolnik: *Radar handbook*, 1970.
- [SLCF06] B. Schaffrin; I. Lee; Y. Choi und Y. Felus: *Total least-squares (TLS) for geodetic straight-line and plane adjustment*. In: *Bollettino di geodesia e scienze affini*, Band 65, Nr. 3, Seiten 141–168, 2006.

- [SM97] P. Stoica und R. Moses: *Introduction to spectral analysis*. Band 1. Prentice hall Upper Saddle River, NJ, 1997.
- [SS90] A. Sen und M. Srivastava: *Regression analysis: theory, methods, and applications*. Springer, 1990.
- [STMT78] S. Stuchly; A. Thansandote; J. Mladek und J. Townsend: *A Doppler radar velocity meter for agricultural tractors*. In: *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, Band 27, Nr. 1, Seiten 24–30, 1978.
- [SW08] B. Schaffrin und A. Wieser: *On weighted total least-squares adjustment for linear regression*. In: *Journal of Geodesy*, Band 82, Nr. 7, Seiten 415–421, 2008.
- [TT97] M. Taniguchi und V. Tresp: *Averaging regularized estimators*. In: *Neural Computation*, Band 9, Nr. 5, Seiten 1163–1178, 1997.
- [TTWB14] G. Tanzmeister; J. Thomas; D. Wollherr und M. Buss: *Grid-based mapping and tracking in dynamic environments using a uniform evidential environment representation*. In: *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Seiten 6090–6095. IEEE, 2014.
- [TZ00] P. Torr und A. Zisserman: *MLE-SAC: A new robust estimator with application to estimating image geometry*. In: *Computer Vision and Image Understanding*, Band 78, Nr. 1, Seiten 138–156, 2000.
- [US 03] U.S. Department of Transportation: *Automotive Collision Avoidance System Field Operational Test*. Techn. Ber. National Highway Traffic Safety Administration, 2003.
- [VB13] M. Vagner und P. Benes: *Scale factor in MEMS gyroscopes: The effect of power supply voltage*. In: *International Conference on Sensing Technology*, Seiten 247–251. IEEE, 2013.
- [VBR⁺99] S. Vedula; S. Baker; P. Rander; R. Collins und T. Kanade: *Three-dimensional scene flow*. In: *Proceedings of the International Conference on Computer Vision*. Band 2, Seiten 722–729. IEEE, 1999.
- [VCC12] D. Vivet; P. Checchin und R. Chapuis: *Radar-only localization and mapping for ground vehicle at high speed and for riverside boat*. In: *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Seiten 2618–2624. IEEE, 2012.
- [VGC⁺13] D. Vivet; F. Gerossier; P. Checchin; L. Trassoudaine und R. Chapuis: *Mobile Ground-Based Radar Sensor for Localization and Mapping: An Evaluation of two Approaches*. In: *International Journal of Advanced Robotic Systems*, Band 10, Nr. 307, Seite 12, 2013.
- [VIG05] J. Vermaak; N. Ikoma und S. Godsill: *Sequential Monte Carlo framework for extended object tracking*. In: *IET Proceedings Radar, Sonar and Navigation*. Band 152, Seiten 353–363. IET, 2005.

- [VKW09] G. Vinci; A. Koelpin und R. Weigel: *Employing six-port technology for phase-measurement-based calibration of automotive radar*. In: *Asia-Pacific Microwave Conference*, Seiten 329–332. IEEE, 2009.
- [Wal40] A. Wald: *The fitting of straight lines if both variables are subject to error*. In: *The Annals of Mathematical Statistics*, Band 11, Nr. 3, Seiten 284–300, 1940.
- [WHW09] H. Winner; S. Hakuli und G. Wolf: *Handbuch Fahrerassistenzsysteme: Grundlagen, Komponenten und Systeme für aktive Sicherheit und Komfort: mit 550 Abbildungen und 45 Tabellen*. Springer, 2009.
- [WMH02] N. Weber; S. Moedl und M. Hackner: *A novel signal processing approach for microwave Doppler speed sensing*. In: *International Microwave Symposium Digest*. Band 3, Seiten 2233–2235. IEEE, 2002.
- [Woo07] O. Woodman: *An introduction to inertial navigation*. In: *University of Cambridge, Computer Laboratory, Tech. Rep. UCAMCL-TR-696*, Band 14, Seite 15, 2007.
- [WRV⁺08] A. Wedel; C. Rabe; T. Vaudrey; T. Brox; U. Franke und D. Cremers: *Efficient dense scene flow from sparse or dense stereo data*. Springer, 2008.
- [WSM10] J. Wille; F. Saust und M. Maurer: *Stadtpilot: Driving autonomously on Braunschweig’s inner ring road*. In: *Intelligent Vehicles Symposium (IV), 2010 IEEE*, Seiten 506–511, 2010.
- [YAN98] N. Yazdi; F. Ayazi und K. Najafi: *Micromachined inertial sensors*. In: *Proceedings of the IEEE*, Band 86, Nr. 8, Seiten 1640–1659, 1998.
- [YBS09] K. Yokoo; S. Beauregard und M. Schneider: *Indoor relative localization with mobile short-range radar*. In: *Vehicular Technology Conference*, Seiten 1–5. IEEE, 2009.

Eigene Veröffentlichungen

Teile dieser Dissertation wurden bereits in folgenden Fachbeiträgen veröffentlicht:

Erstautor

D. Kellner; M. Barjenbruch; J. Klappstein; J. Dickmann und K. Dietmayer: *Tracking of Extended Objects with High-Resolution Doppler Radar*. In: *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, Band 17, Nr. 5, Seiten 1341–1353, 2016

D. Kellner; M. Barjenbruch; K. Dietmayer; J. Klappstein und J. Dickmann: *Joint radar alignment and odometry calibration*. In: *International Conference on Information Fusion*, Seiten 366–374. IEEE, 2015

D. Kellner; M. Barjenbruch; J. Klappstein; J. Dickmann und K. Dietmayer: *Wheel extraction based on micro doppler distribution using high-resolution radar*. In: *International Conference on Microwaves for Intelligent Mobility*, Seiten 1–4, 2015

D. Kellner; M. Barjenbruch und J. Klappstein: *Instantane Bestimmung der vollständigen Objektbewegung ausgedehnter Objekte mittels hochauflösendem Radar*. In: *30. VDI/VW-Gemeinschaftskonferenz Fahrerassistenz und integrierte Sicherheit*. Band 2223. VDI Verlag, 2014

D. Kellner; M. Barjenbruch; J. Klappstein; J. Dickmann und K. Dietmayer: *Instantaneous ego-motion estimation using multiple Doppler radars*. In: *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Seiten 1592–1597. IEEE, 2014

D. Kellner; M. Barjenbruch; J. Klappstein; J. Dickmann und K. Dietmayer: *Instantaneous full-motion estimation of arbitrary objects using dual Doppler radar*. In: *Proceedings of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, Seiten 324–329, 2014

D. Kellner; M. Barjenbruch; K. Dietmayer; J. Klappstein und J. Dickmann: *Instantaneous lateral velocity estimation of a vehicle using Doppler radar*. In: *International Conference on Information Fusion*, Seiten 877–884, 2013

D. Kellner; M. Barjenbruch; J. Klappstein; J. Dickmann und K. Dietmayer: *Instantaneous ego-motion estimation using Doppler radar*. In: *IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems*, Seiten 869–874. IEEE, 2013

D. Kellner; J. Klappstein und K. Dietmayer: *Grid-based DBSCAN for clustering extended objects in radar data*. In: *Proceedings of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, Seiten 365–370. IEEE, 2012

Zweitautor

F. Roos; D. Kellner; J. Dickmann und C. Waldschmidt: *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

P. Broßheit; D. Kellner; C. Brenk und J. Dickmann: *Fusion of Doppler Radar and Geometric Attributes for Motion Estimation of Extended Objects*. In: *Workshop on Sensor Data Fusion: Trends, Solutions, Applications*. IEEE, 2015

M. Barjenbruch; D. Kellner; J. Klappstein; J. Dickmann und K. Dietmayer: *Joint spatial-and Doppler-based ego-motion estimation for automotive radars*. In: *Proceedings of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, Seiten 839–844. IEEE, 2015

M. Barjenbruch; D. Kellner; K. Dietmayer; J. Klappstein und J. Dickmann: *A method for interference cancellation in automotive radar*. In: *IEEE MTT-S International Conference on Microwaves for Intelligent Mobility*, Seiten 1–4. IEEE, 2015

F. Roos; D. Kellner; J. Klappstein; K. Dietmayer; K. Mueller-Glaser und C. Waldschmidt: *Estimation of the Orientation of Vehicles in High Resolution Radar Images*. In: *IEEE MTT-S International Conference on Microwaves for Intelligent Mobility (ICMIM) Heidelberg*, 2015

Der Lebenslauf wurde aus Gründen des Datenschutzes in der Online-Version entfernt.

Der Lebenslauf wurde aus Gründen des Datenschutzes in der Online-Version entfernt.