

ulm university universität
uulm

Multisensorsystem mit schmalbandigen Radarsensoren zum Fahrzeugseitenschutz

Dissertation

zur Erlangung des Doktorgrades Dr. rer. nat.
der Fakultät für Ingenieurwissenschaften
und Informatik der Universität Ulm

vorgelegt von

Sebastian Zuther
aus
Hamburg

2014

Amtierender Dekan:	Prof. Dr.-Ing. Klaus Dietmayer
1. Gutachter:	Prof. Dr.-Ing. Klaus Dietmayer
2. Gutachter:	Prof. Dr.-Ing. Frank Slomka
Tag der Promotion:	13.12.2013

Kurzfassung

Schon heute tragen im Automobilbereich Fahrerassistenz- und Sicherheitssysteme zu erhöhter Verkehrssicherheit bei. Studien zu Unfallschwere und Unfallfolgen zeigen jedoch, dass das Potential dieser Systeme noch lange nicht ausgeschöpft ist. Vor allem für den weitgehend ungeschützten Seitenbereich des Fahrzeugs gibt es heute noch keine kollisionserkennenden und vorauslösenden Schutzsysteme.

In dieser Arbeit wird die Systemarchitektur eines Fahrzeugsicherheitssystems vorgestellt, welche auf der Basis von vier Nahbereichsradarsensoren das gesamte Fahrzeugumfeld überwachen kann.

Die Daten der mehrstrahligen Radarsensoren werden einer vorgeschalteten Messgruppenbildung und Messdatenkombination zugeführt. Die weitere Verarbeitung der asynchronen Sensordaten erfordert exakte Messzeitpunkte, die aufgrund von schwankenden Übertragungsdauern nicht korrekt gemessen werden können. Zur Lösung dieses Problems wird ein Filterverfahren zur Schätzung der Messzeitpunkte vorgestellt, welches auf beliebige Sensoriken erweiterbar ist.

Das Sensorsystem wird kalibriert und vermessen. Nach Identifikation eines geeigneten Prozessmodells, werden die Sensordaten in einer 360°-Objektverfolgung fusioniert. Das Ergebnis der Sensorfusion wird dann als abstrahierende Schnittstelle von der nachfolgenden, interpretierenden Verarbeitung genutzt.

Zur 360°-Kollisionserkennung wird ein wahrscheinlichkeitsbasiertes Projektionsverfahren entwickelt, welches die Objektschätzungen der Sensorfusion nutzt. Mittels dieses Verfahrens wird auch die üblicherweise gegebene Kopplung der Szeneninterpretation an das anzusteuernde Schutzsystem aufgehoben. Dies ist von besonderem Vorteil, da eine solche Architektur flexibel zur Ansteuerung beliebiger Schutzsysteme ausgebaut werden kann.

Der prototypische Aufbau zeigt die technische Umsetzung des beschriebenen Schutzsystems. Anhand unterschiedlicher Testfälle wird nachgewiesen, dass hiermit auch die kritischen Seitenunfälle mit der höchsten Verletzungsschwere nach Definition vom European New Car Assessment Programme (Euro NCAP) erkannt werden können.

Die Abstraktion der Objektverfolgung von den spezifischen Fahrzeuganwendungen erfordert ein genaues Modell der verwendeten Sensorik. Messunsicherheiten und Detektionswahrscheinlichkeiten finden bereits allgemeine Berücksichtigung in der Technik. Die Sensorauflösung aber ist ein ebenso bedeutender Bestandteil des Sensormodells, welcher im Automobilbereich bisher kaum Beachtung fand. Die Frequenzregulierung sieht eine Reduktion auf ein Fünfundzwanzigstel der bisher nutzbaren Bandbreite von Radarsensoren im 24 GHz-Frequenzband vor. Dies führt zu einer drastischen Reduktion der Entfernungsauflösung. Zur Erforschung und Nutzung eines entsprechenden Auflösungsmodells werden zunächst die Begriffe Auflösung und Genauigkeit voneinander abgegrenzt. Anschließend wird ein Verfahren zur Ermittlung der Sensorauflösung entwickelt. Verschiedene aus der Literatur bekannte Auflösungsmodelle werden auf die vorliegenden Radarsensoren parametriert. Durch Validierung wird ein passendes Modell ermittelt und in dieser Arbeit zum ersten Mal zur

Nutzung bei der Objektverfolgung vorgeschlagen. Hierzu wird es mathematisch hergeleitet und in ein Verfahren zur Datenassoziation mit beschränkter Sensorauflösung integriert. Eigene Erweiterungen umfassen die Suchbereichseinschränkung und die Verarbeitung beliebig vieler Objekte.

Mit simulierten und realen Sensordaten wird das vorgestellte Verfahren mit einem bekannten Verfahren verglichen. Hierdurch wird die Notwendigkeit zur Modellierung der Sensorauflösung nochmals verdeutlicht und dessen Nutzen quantifiziert.

Die vorgestellte Arbeit liefert damit einen wichtigen Beitrag für einen verbesserten Fahrzeugseitenschutz mit fusionierten Radarsensordaten, zur sensorunabhängigen 360°-Kollisionserkennung und zur genaueren Beschreibung des Sensormodells, insbesondere unter Beachtung der Auflagen der zukünftigen Frequenzregulierung im 24 GHz-Frequenzband.

Inhaltsverzeichnis

1. Einleitung **1**

2. Stand der Technik und Motivation **5**

2.1. Fahrzeugsicherheitssysteme 5

2.2. Fahrzeugumfelderkennung 6

2.3. Fahrzeugseitenschutz 7

2.4. Frequenzregulierung für Radarsensoren 10

2.5. Motivation 12

3. Grundlagen der dynamischen Objektverfolgung **15**

3.1. Zustandsschätzung dynamischer Systeme 15

3.2. Kalman-Filter 17

3.2.1. Lineares Kalman-Filter 18

3.2.2. Erweitertes Kalman-Filter 19

3.2.3. Notation 21

3.3. Mehrobjektverfolgung 21

3.3.1. Suchbereichseinschränkung 23

3.3.2. Nichtbayessche Datenassoziation 24

3.3.3. Bayessche Datenassoziation 25

4. Systemarchitektur für den Fahrzeugseitenschutz **31**

4.1. Funktionsweise automobiler Radarsensoren 31

4.2. Sensorspezifikationen 35

4.2.1. Nahbereichsradarsensor 35

4.2.2. Mehrmodusradarsensor 36

4.2.3. Laserscanner als Referenzsensor 37

4.3. Testverfahren 38

4.4. Versuchsaufbau 39

4.4.1. Versuchsfahrzeug 40

4.4.2. Verfahren zur Laserscannerjustierung 41

4.4.3. Verfahren zur Sensorkalibrierung 42
4.4.4. Untersuchung der Sensorerfassungsbereiche 44
4.4.5. Verfahren zur Bestimmung der Messunsicherheit 47
4.5. Zusammenfassung 49

5. 360 Grad-Objektverfolgung und Kollisionsdetektion 51
5.1. Verarbeitung der Radarsensordaten 51
5.1.1. Messdatenassoziation 53
5.1.2. Messgruppenbildung 53
5.1.3. Messdatenkombination 54
5.2. 360 Grad-Objektverfolgung 56
5.2.1. Prozessmodelle 56
5.2.2. Messmodelle für Radarsensoren 59
5.2.3. Konsistenz der Objektverfolgung 62
5.2.4. Verkürzte Zustandsinitialisierung 64
5.2.5. Fusion asynchroner Sensoren 66
5.2.6. Sensorfusionsergebnisse 72
5.3. Wahrscheinlichkeitsbasierte Kollisionsdetektion 73
5.3.1. Verfahren zur Wahrscheinlichkeitsprojektion 74
5.3.2. Berechnung der Unfallwahrscheinlichkeit 78
5.4. Systemtest 83
5.5. Zusammenfassung 86

6. Modellierung der Sensorauflösung für die Objektverfolgung 87
6.1. Auflösung und Genauigkeit 88
6.2. Auflösungszellengröße von Radarsensoren 91
6.3. Auflösungsmodelle 94
6.3.1. Konstantes Auflösungsmodell 94
6.3.2. Linear abfallendes Auflösungsmodell 95
6.3.3. Kombiniertes stückweise lineares Auflösungsmodell 96
6.3.4. Gaußförmiges Auflösungsmodell 96
6.4. Experimentelle Bestimmung der Sensorauflösung 96
6.4.1. Messverfahren zur Ermittlung des Auflösungsmodells 97
6.4.2. Optimierung der Modellparameter 98
6.4.3. Validierung der Auflösungsmodelle 99
6.5. Modellierung des stückweise linearen Auflösungsmodells 101
6.5.1. Wahrscheinlichkeitsdichte der verschmolzenen Messung 102

6.5.2. Approximation als Normalverteilung 104
6.6. Wahrscheinlichkeitsbasierte Datenassoziation 105
6.6.1. Zuweisungshypothesen 106
6.6.2. Suchbereichseinschränkung 106
6.6.3. Zuordnungswahrscheinlichkeiten 108
6.6.4. Filtergleichungen 110
6.6.5. Bildung von Zuordnungsgruppen 113
6.7. Untersuchungen und Ergebnisse 117
6.7.1. Fehlermaße 118
6.7.2. Referenzdatenaufbereitung 118
6.7.3. Statisches Szenario mit simulierten Messdaten 119
6.7.4. Statisches Szenario mit realen Messdaten 123
6.7.5. Dynamisches Szenario mit realen Messdaten 126
6.8. Zusammenfassung 131

7. Zusammenfassung und Ausblick **133**
7.1. Erzielte Ergebnisse 133
7.2. Diskussion 135
7.3. Ausblick 136

A. Mathematische Grundlagen **139**

B. Herleitungen zur Sensorauflösungsmodellierung **145**
B.1. A-priori-Verschmelzungswahrscheinlichkeit 145
B.2. Bedingte Verschmelzungswahrscheinlichkeit 147
B.3. Approximation als Normalverteilung 149

Abkürzungsverzeichnis **157**

Symbolverzeichnis **159**

Literaturverzeichnis **165**

Kapitel 1.

Einleitung

In der Bundesrepublik Deutschland ist die Zahl der bei Straßenverkehrsunfällen in Pkws Getöteten in den Jahren 2000 bis 2011 um 58,1% zurückgegangen [77]. Der Trend rückläufiger Unfälle mit Todesfolge lässt sich u. a. durch die Einführung der Gurtpflicht, Tempo 30-Zonen und die Verschärfung der Promillegrenze erklären. Ebenso trägt die Einführung elektronischer Fahrzeugsicherheitssysteme, wie dem Antiblockiersystem (ABS) und der elektronischen Stabilitätskontrolle (engl. „Electronic Stability Control“, ESC), zum Rückgang tödlicher Unfälle bei [84]. Gleichzeitig wurde die passive Sicherheit von Fahrzeugen, z. B. durch die serienmäßige Ausstattung mit Airbags, erhöht. Trotzdem starben in Deutschland im Jahr 2010 noch 1840 Fahrer und Mitfahrer von Pkws an den Folgen eines Verkehrsunfalls. Bei einem fortlaufenden Trend nach mehr Mobilität – in den Jahren 2000 bis 2011 gab es eine Bestandszunahme von Kraftfahrzeugen und Kraftfahrzeuganhängern um 11,4% – ist es wichtig, dafür zu sorgen, dass die steigende Mobilität in Zukunft nicht auch eine Zunahme an Verkehrstoten zur Folge hat.

Eine Verbesserung der Fahr- bzw. Fahrzeugsicherheit verspricht man sich von der Verbreitung von Fahrerassistenzsystemen mit umgebungserfassender Sensorik. Zur Umfelderkennung solcher Systeme werden häufig Methoden der dynamischen Zustandsschätzung verwendet. So kann die Dynamik der Objekte im Erfassungsbereich der Assistenzsysteme geschätzt und vorhergesagt werden. Die Objektschätzungen werden in einer anschließenden Situationsanalyse interpretiert. Diese Interpretation trägt dazu bei, den Fahrer bei der Führung seines Fahrzeugs zu entlasten. Die am weitesten entwickelte Generation dieser Systeme greift teil- bis vollautomatisch in die Dynamik des Fahrzeugs ein, um drohende Kollisionen zu verhindern.

Gefahrensituationen, die die Längsbewegung des Fahrzeugs betreffen, werden mittlerweile von solchen Systemen weitgehend beherrscht. Eine EU-Verordnung zur Zulassung von Kraftfahrzeugen sieht daher bereits den obligatorischen Einbau von Fahrdynamikregelungssystemen in allen Fahrzeugen und vorausschauender Notbremssysteme sowie Spurhalteassistenten in schweren Nutzfahrzeugen vor [18]. Diese Systeme werden dazu beitragen, eine Vielzahl von Unfällen zu verhindern. Aufgrund der im Straßenverkehr herrschenden Dynamik ist es jedoch nicht möglich, alle Unfälle rechtzeitig vorherzusehen und zu verhindern. Daher versucht man, die Auswirkungen eines unvermeidlichen Unfalls auf die Fahrzeuginsassen durch eine weitere Erhöhung der passiven Fahrzeugsicherheit zu minimieren. Im Jahr 2003 wurde das erste auf einer Umfelderkennung basierende Pre-Crash-System eingeführt [82]. Ein solches System erkennt den drohenden Unfall auf Grund der verarbeiteten Sensordaten. Wenige Zehntelsekunden vor dem Kontakt mit dem Unfallgegner werden dann z. B. reversible Gurtstraffer aktiviert, um die Unfallfolgen zu mindern. Dabei wird üblicher-

weise die bereits für eine andere Funktion benötigte Sensorik, wie z. B. die eines Abstandshaltetempomaten oder Totwinkelassistenten, mit genutzt. Der Erfassungsbereich dieser Systeme ist bisher auf den Front- oder Heckbereich des Fahrzeugs beschränkt.

Insbesondere im Seitenbereich gibt es aber erhebliches zusätzliches Schutzpotential [39]. Zwar treten seitliche Unfälle, wie z. B. ein Aufprall auf einen Pfahl, seltener auf. Ihre Unfallfolgen sind jedoch weit schwerwiegender, da es zwischen Tür und Fahrzeuginsasse keine ausgeprägte Knautschzone gibt. Die vorliegende Arbeit leistet einen Beitrag zur Erweiterung von Pre-Crash-Systemen auf den gesamten Fahrzeugbereich. Durch Methoden zur dynamischen Objektverfolgung und Fusion asynchroner Sensoren wird eine 360°-Objektverfolgung realisiert. Auf Grundlage dieser Objektverfolgung wird gezeigt, wie – unabhängig von der zugrundeliegenden Sensorik – räumliche und zeitliche Unfallwahrscheinlichkeiten berechnet werden können. Damit soll ermöglicht werden, neuartige Schutzsysteme im Seitenbereich des Fahrzeugs bereits vor dem Kontakt mit dem Unfallgegner und somit vor dem Eindringen des Fremdkörpers in die Fahrgastzelle zu aktivieren, um die Unfallfolgen zu reduzieren.

Die Leistungsfähigkeit eines umfelderkennenden Fahrzeugsicherheitssystems wird maßgeblich durch die Auflösung der verwendeten Sensorik beeinflusst. Oft ist die Auflösung ein Kompromiss zwischen Sensorleistung und Herstellungskosten. Zusätzlich wird die Auflösung durch weitere Faktoren, wie z. B. die Gesetzgebung, beschränkt. So sieht z. B. die europäische Frequenzregulierung für Radarsensoren im 24 GHz-Band vor, dass Fahrzeuge bereits ab dem Jahr 2013 nur noch mit Sensoren einer um die Hälfte reduzierten Bandbreite ausgerüstet werden dürfen [29]. Ab dem Jahr 2018 ist in diesem Band nur noch der Betrieb schmalbandiger Sensoren mit einer maximalen Bandbreite von 200 MHz gestattet [27, 29]. Dies ist nur ein Fünfundzwanzigstel der bisher nutzbaren Bandbreite von 5 GHz. Durch den linearen Zusammenhang von Entfernungsauflösung und Bandbreite reduziert sich die Sensorauflösung entsprechend. Sensoren zur Nutzung des eigentlich zum Ersatz vorgesehenen alternativen Frequenzbands um 79 GHz sind noch nicht auf dem Markt. Ein wesentlicher Beitrag dieser Arbeit liegt darin, ein allgemeines Sensorauflösungsmodell vorzustellen und in die Objektverfolgung zu integrieren. Durch Berücksichtigung dieses Auflösungsmodells kann die Güte der Objektverfolgung entscheidend verbessert werden.

Im weiteren Verlauf dieser Arbeit wird im Kapitel 2 der aktuelle Stand der Technik zu elektronischen Fahrzeugsicherheitssystemen präsentiert. Über die dargestellte Notwendigkeit eines verbesserten Fahrzeugseitenschutzes und die Erfüllung gesetzgeberischer Vorgaben bei der Frequenzzulassung ergibt sich direkt die Motivation dieser Arbeit.

Im Kapitel 3 werden die Grundlagen der dynamischen Objektverfolgung erläutert, auf denen die Forschungsergebnisse dieser Arbeit aufbauen.

Im Kapitel 4 wird eine Systemarchitektur für den Fahrzeugseitenschutz vorgestellt. Hierzu wird zunächst die Funktionsweise automobiler Radarsensoren erklärt. Anschließend werden die Spezifikationen der verwendeten Sensoren erläutert. Aus einer Analyse der Testfälle des europäischen Neuwagen-Bewertungs-Programms (Euro NCAP) werden die Anforderungen an ein System zum Fahrzeugseitenschutz abgeleitet. Abschließend wird der konkrete Versuchsaufbau eines Fahrzeugsicherheitssystems zum Fahrzeugseitenschutz aufgezeigt und dessen Architektur auf die Erfüllbarkeit der Systemanforderungen hin untersucht.

Die zur Verbesserung des Fahrzeugseitenschutzes notwendige 360°-Objektverfolgung und Kollisionsdetektion wird im Kapitel 5 beschrieben. Zunächst wird die Vorverarbeitung der Radarsensordaten beschrieben. Durch asynchrone Sensorfusion dieser vorverarbeiteten Mes-

sungen wird eine 360°-Objektverfolgung ermöglicht. Eine darauf basierende 360°-Kollisionsdetektion und Situationsanalyse zeigt, wie die Ergebnisse der Zustandsschätzung zur Aktivierung von vorauslösenden Schutzsystemen genutzt werden können. Zur Kollisionsdetektion wird ein wahrscheinlichkeitsbasiertes Projektionsverfahren entwickelt, welches auch die Schätzfehler in die Analyse einbezieht und darüber hinaus unabhängig von der konkreten Implementierung der vorgeschalteten Sensorfusion ist. Mit Hilfe eines geeigneten Testaufbaus wird die Systemfunktionalität in Versuchen nachgewiesen.

Im Kapitel 6 wird die Sensorauflösung schmalbandiger Radarsensoren modelliert und in die Objektverfolgung integriert. Dazu wird das Auflösungsmodell der Sensoren ermittelt und zur Nutzung in der Objektverfolgung mathematisch hergeleitet. Die damit verbundenen erforderlichen Anpassungen und Erweiterungen bekannter Ansätze werden vorgestellt. Schließlich wird das entwickelte Verfahren unter Verwendung simulierter sowie realer Sensordaten untersucht und mit bisherigen Ansätzen verglichen.

Die Arbeit schließt im Kapitel 7 mit einer Zusammenfassung der erzielten Ergebnisse und gibt einen Ausblick auf mögliche weitere Forschungsaktivitäten.

Kapitel 2.

Stand der Technik und Motivation

2.1. Fahrzeugsicherheitssysteme

Fahrzeugsicherheitssysteme erfassen den Fahrzeugzustand oder die Fahrzeugumgebung mit Hilfe von Sensoren, verarbeiten die Messdaten und steuern auf Grundlage der Messdateninterpretation Aktoren an. Das Ziel dieser Systeme liegt darin, das Fahrzeug zu stabilisieren, die Insassen zu schützen oder den Fahrer zu entlasten. Allgemein sollen so Unfälle vermieden oder Unfallfolgen vermindert werden. Bekannte Aktoren sind u. a. Bremsen, Bremskraftverstärker, Lenksysteme, Gurtstraffer, Elektromotoren, Airbags, Lautsprecher, Displays, Fahrtrichtungsanzeiger und Telematiksysteme. Abbildung 2.1 zeigt eine zeitliche Einordnung elektronischer Fahrzeugsicherheitssysteme in Bezug auf eine Unfallsequenz:

- **Fahrphase:** In der Fahrphase wird der Fahrer durch Informationssysteme und relativ geringe Eingriffe bei der normalen Fahraufgabe unterstützt. Deren Ziel ist, den Eintritt einer kritischen Situation mit möglicher Unfallfolge zu verhindern. Nach [31] tragen bereits Navigationssysteme zu einer Erhöhung der Verkehrssicherheit bei, da sich der Fahrer durch die zusätzliche Information besser auf das Verkehrsgeschehen konzentrieren kann. Andere Arbeiten untersuchen Fahrzeug-zu-Fahrzeug-Kommunikation bzw. Fahrzeug-zu-Infrastruktur-Kommunikation [14]. Mit diesen Systemen können Verkehrsteilnehmer durch Informationsaustausch unter Fahrzeugen oder mit Infrastruktureinrichtungen frühzeitig vor z. B. Glatteis oder einem Stauende gewarnt werden.
- **Stabilisierungs- und Eingriffsphase:** Kommt es jedoch zu einer kritischen Situation, beginnt die Stabilisierungs- und Eingriffsphase mit dem Ziel, einen drohenden Unfall zu verhindern. Hierzu werden bekannte Sicherheitssysteme, wie z. B. ABS und ESC eingesetzt, die den Fahrzeugzustand durch gezielte Bremseingriffe stabilisieren.

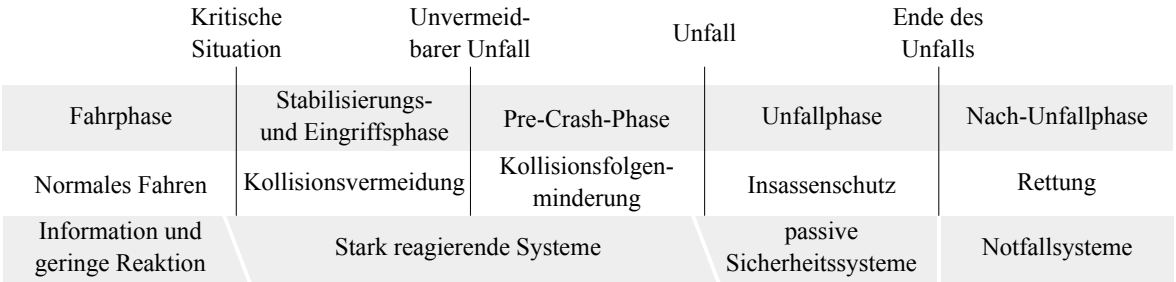


Abb. 2.1.: Zeitliche Einordnung elektronischer Fahrzeugsicherheitssysteme zu einer Unfallsequenz (aus: [33]).

- **Vorunfallphase:** Reicht eine Stabilisierung nicht zur Vermeidung des Unfalls aus, so schließt sich die Pre-Crash- bzw. Vorunfallphase an. Pre-Crash-Systeme müssen diese Situation rechtzeitig erkennen, um reversible Schutzmechanismen zur Minderung der Unfallfolgen zu aktivieren. Die Schutzmechanismen umfassen z. B. reversible Gurtstraffer [47], aufblasbare Gurtpolster [56], die automatische Sitzrückstellung und Mechanismen zur Airbag-Vorsteuerung [37].
- **Unfallphase:** Beim ersten Kontakt des Fahrzeugs mit dem Unfallgegner beginnt die Unfallphase. Hier ist der bestmögliche Insassenschutz das Hauptziel. In dieser Phase werden auch irreversible Schutzsysteme ausgelöst. Daher werden häufig redundante Sensoren verwendet, um Fehlauslösungen zu vermeiden. Bekannte Systeme zur Unfallfolgenminderung sind z. B. Airbags oder pyrotechnische Gurtstraffer. Neuerdings werden auch crashadaptive Strukturen [64] untersucht, die die Fahrzeugsteifigkeit bei einem Unfall erhöhen können. Zudem gibt es Bemühungen, auch externe Unfallgegner (wie z. B. Fußgänger) besser zu schützen, u. a. durch Hochstellung der Motorhaube.
- **Nach-Unfallphase:** Um in der Nach-Unfallphase schnellstmöglich Hilfe zu erhalten, können Rettungsdienste mit automatischen Hilferuf-Systemen wie z. B. eCall [28] benachrichtigt werden. Da nach einem schweren Unfall häufig die Stromversorgung durch die Fahrzeugbatterie nicht mehr gewährleistet ist, werden hierfür autarke Systeme mit eigener Stromversorgung benötigt.

Sicherheitssysteme zur Erkennung der oben dargestellten Situationen können in zwei Gruppen unterteilt werden. Zum einen Systeme, die nur den eigenen Fahrzeugzustand erfassen. Diese werden im Folgenden als konventionelle Fahrzeugsicherheitssysteme bezeichnet. Zum anderen fahrzeugumfelderfassende Fahrzeugsicherheitssysteme, die auch die Umgebung des Fahrzeugs, wie z. B. andere Verkehrsteilnehmer, mit Sensoren erfassen. In dieser Arbeit werden nur fahrzeugumfelderfassende Fahrzeugsicherheitssysteme betrachtet.

2.2. Fahrzeugumfelderkennung

Die derzeit verfügbaren Fahrzeugsicherheitssysteme verwenden verschiedenartige Sensortechnologien wie Radar-, Lidar- und Ultraschallsensoren sowie Kameras zur Umfelderkennung.

Ein bekanntes Sicherheitssystem ist der Abstandshaltetempomat (engl. „Adaptive Cruise Control“, ACC). Es unterstützt den Fahrer bei normalen Fahrten auf Landstraßen oder Autobahnen im Geschwindigkeitsbereich von 0 km/h bis 250 km/h. Dabei stellt der Fahrer seine Wunschgeschwindigkeit wie bei einem Tempomat ein und das Fahrzeug wird auf die vorgegebene Geschwindigkeit geregelt. Wird ein vorausfahrendes Fahrzeug geringerer Geschwindigkeit erkannt, so passt das System die Eigengeschwindigkeit der Geschwindigkeit des vorausfahrenden Fahrzeugs an, um diesem mit gleichbleibendem Sicherheitsabstand zu folgen. Das System benötigt für diese Aufgabe einen abstandsmessenden Sensor. Aufgrund der weitgehenden Wetterunabhängigkeit und einer Reichweite von bis zu 200 m werden dafür häufig Radarsensoren verwendet. Es sind auch lidarbasierte Systeme erhältlich. Deren Reichweite wird aber durch Anforderungen an die Augensicherheit des verwendeten Laserstrahls beschränkt [88]. Im Gegensatz zu den radarbasierten Systemen für ACC-Anwendungen sind diese Systeme jedoch deutlich preiswerter.

Der Spurwechselassistent überwacht den seitlich hinter dem Fahrzeug liegenden Bereich. Er wurde für den Einsatz auf mehrspurigen Fahrbahnen entwickelt. Beabsichtigt der Fahrer, die Fahrbahn zu wechseln und befindet sich auf der Zielfahrspur bereits ein anderes Fahrzeug, so warnt das System den Fahrer, um eine Kollision zu vermeiden. Bekannte Systeme verwenden dafür Radar- und Ultraschallsensoren sowie Kameras. Die günstigsten Systeme sind ultraschallbasiert. Ihre Reichweite beträgt derzeit jedoch nur ca. 4 m. Kamerasysteme haben eine größere Reichweite, erfordern jedoch eine aufwändigere Signalverarbeitung. Mit 30 m bis 60 m besitzen radarbasierte Systeme die höchste Reichweite. Durch die Messung der Relativgeschwindigkeit können sie den Fahrer auch vor schnelleren, weiter entfernten Fahrzeugen warnen.

Frontalkollisionsschutzsysteme erfassen den vor dem Fahrzeug liegenden Bereich und melden dem Fahrer drohende Gefahren. Der Bremseingriff der Systeme reicht von einer kurzen Warnbremsung bis hin zu einer teilautonomen Vollbremsung. Die Systeme wurden für verschiedene Geschwindigkeitsbereiche entwickelt. So arbeiten einige bei niedrigen Geschwindigkeiten bis zu 40 km/h. Andere Systeme werden hingegen erst ab 30 km/h aktiviert. Die verwendeten Sensoren reichen von Ultraschall-, Radar- über Lidarsensoren bis hin zu Kameras.

Systeme, wie die Spurverlassenswarnung und der Spurhalteassistent, ermitteln die relative Position des Fahrzeugs zur Fahrspur bzw. zu den Fahrspurmarkierungen. Verlässt der Fahrer unbeabsichtigt die derzeitige Fahrspur, so wird er akustisch, visuell oder haptisch gewarnt. Beim Spurhalteassistenten erfolgt zusätzlich bis zu einem gewissen Grad ein Eingriff in die Dynamik des Fahrzeugs, um es in der Spur zu halten. Zur kommerziellen Umsetzung dieser Systeme wurden bisher hauptsächlich Kameras verwendet.

Andere Sicherheitssysteme sind rein passiver Art und bieten dem Fahrer eine Sichtverbesserung durch z. B. Nachtsichtkameras oder den Blick auf das Fahrzeug aus der Vogelperspektive. Erste Systeme dieser Art verwenden bereits Methoden der Umfelderkennung, um potentielle Gefahren auf dem Display deutlicher darzustellen.

2.3. Fahrzeugseitenschutz

Abbildung 2.2 zeigt eine Unfallstatistik von Fahrzeug-zu-Fahrzeug-Unfällen, die der Gesamtverband der Deutschen Versicherungswirtschaft erstellt hat [39]. Aus einer Datengrundlage von 15 000 Pkw-zu-Pkw-Kollisionen sind diejenigen Fälle ausgewählt worden, bei denen mindestens eine Person Verletzungen des Verletzungsgrades 3 oder höher nach der AIS-Skala (engl. „Abbreviated Injury Scale“) [1] erlitten hat. Die Bedeutung der AIS-Verletzungsgrade ist in Tabelle 2.1 zu sehen.

Die Untersuchung hat ergeben, dass nur etwa die Hälfte dieser schweren Fahrzeug-zu-Fahrzeug-Unfälle vom Typ Front/Front bzw. Heck/Front sind. Bisherige Fahrzeugsicherheitssysteme überwachen nur diese Teilbereiche, so dass eine darüber hinausgehende Erkennung von Unfallszenarien noch nicht möglich ist. Zudem sind sowohl der Sensor als auch die Anwendung dieser Systeme bisher auf ihre jeweiligen Aufgaben maßgeschneidert. So decken z. B. die Sensoren von ACC-Systemen und Frontalkollisionsschutzsystemen nur den Bereich vor dem Fahrzeug, Spurwechselassistenten den seitlich hinter dem Fahrzeug liegenden Bereich ab. Darüber hinaus gibt es bei den kommerziellen Systemen keine kooperativen Funktionen. Die Sensoren eines Systems werden nicht für ein anderes System

Kollisionstyp Front/Front					
					
2,6	13,3	7,5	21,9	45,3	%
Kollisionstyp Seite/Front					
					
7,8	19,2	18,0	4,1	49,1	%
Kollisionstyp Heck/Front					
					
1,4	2,2	0,1	1,9	5,6	%

Abb. 2.2.: Unfallstatistik von Pkw-zu-Pkw-Kollisionen [39] mit AIS-Verletzungsgrad 3 oder höher. Aktuelle Fahrzeugsicherheitssysteme können nur bis maximal 50,9% dieser Kollisionen erkennen (Front- und Heckbereich). Es ergibt sich damit ein zusätzliches Schutzpotential von 49,1% durch Detektion seitlicher Unfälle.

mitbenutzt. Die Untersuchung zeigt, dass es ein Insassenschutzpotential von weiteren 50% bei der Detektion schwerer Kollisionen vom Typ Seite/Front gibt. Das hohe Potential ergibt sich daraus, dass der Seitenbereich des Fahrzeugs im Gegensatz zum Front- und Heckbereich, der z. B. über deformierbare Längsträger eine große Menge an Energie absorbieren kann, kaum geschützt ist.

Die Notwendigkeit eines verbesserten Fahrzeugseitenschutzes spiegelt sich auch in den Testfällen des Euro NCAP (engl. „European New Car Assessment Programme“) wider. Dabei handelt es sich um ein europäisches Neuwagen-Bewertungs-Programm. Es existiert seit 1997 und wird von europäischen Regierungen, der Europäischen Kommission und Automobil- und Verbraucherorganisationen aller EU-Länder unterstützt [46]. Im Euro NCAP wird die Fahrzeugsicherheit von Neuwagen durch Tests bewertet. Anhand definierter Sicherheitskriterien und Unfallszenarien wird u. a. die Insassensicherheit getestet. Um die Fahrzeugsicherheit weiter zu erhöhen, werden die Testkriterien im Laufe der Zeit verschärft. Um weiterhin Bestnoten zu erlangen, sind die Automobilhersteller daher gezwungen, die Fahrzeugsicherheit beständig zu erhöhen. Im Fahrzeugseitenbereich sind der seitliche Fahrzeug-zu-Fahrzeugseite-Unfall und der seitliche Pfahlaufprall als besonders kritisch eingestuft und dementsprechend vom Euro NCAP als Testfälle definiert worden.

Verletzungsgrad	Bedeutung
0	unverletzt
1	gering
2	mäßig
3	schwer
4	bedeutend
5	kritisch
6	maximal
9	unbekannt

Tab. 2.1.: Verletzungsgrade nach der AIS-Skala [1] und deren Bedeutung.

Die meisten bisher entwickelten Aktoren und Notbremssysteme sind nur wirksam, wenn die Unfallschwere hauptsächlich durch die längsgerichtete Bewegung des Fahrzeugs verursacht wird. Aktueller Gegenstand der Forschung sind daher Aktoren für den Insassenschutz im Seitenbereich des Fahrzeugs. Aktive Luftpolster im Fahrzeugsitz können kurz vor einer seitlichen Kollision einen Impuls erzeugen [56, S. 8], welcher durch entsprechende Abstimmung des Auslösezeitpunkts die auf die Insassen wirkenden Kräfte verringert. Ein anderes neuartiges und irreversibles Schutzsystem basiert auf adaptiven bzw. aufblasbaren Fahrzeugstrukturen im Seitenbereich [56, S. 9 f.]. Im Falle eines Unfalls werden die adaptiven Strukturen mit Druckluft befüllt und somit in tragfähigere Strukturen umgewandelt. Bei gleicher Steifigkeit wie bei herkömmlichen Trägern wird eine Gewichtsersparnis von 25% erreicht. Wie heutzutage bereits bei Airbags üblich, kann ein solches System durch Umfeldinformationen vorgespannt werden, um es beim tatsächlichen Kontakt mit dem Unfallgegner möglichst schnell und präzise auszulösen.

Im Folgenden werden bisherige Forschungsarbeiten und Sensortechnologien zur Umfelderkennung im Fahrzeugseitenbereich vorgestellt und diskutiert.

In [72, 73] wird eine in die Fahrzeugtür integrierte omnidirektionale Kamera zur Überwachung des benötigten Freiraums zur Türöffnung eingesetzt. Mehrere dieser omnidirektionalen Kameras werden in [24, 25] zur visuellen Unterstützung beim Einparken und Manövrieren fusioniert. Weitergehende Anwendungen dieser Sensortechnologie, wie z. B. die Erkennung drohender Unfälle im Seitenbereich, sind bisher nicht untersucht worden. Dieser neuartige Forschungsaspekt wird in der vorliegenden Arbeit nicht weitergehend betrachtet, da hierfür keine Kameras mit entsprechender Signalverarbeitung zur Verfügung stehen.

Im EU-Projekt „APROSYS“ ist ein System zur Erkennung von seitlichen Fahrzeugunfällen untersucht worden, welches auf einer Stereokamera und zwei Radarsensoren basiert [81]. Das System kann nur eine Fahrzeugseite überwachen und die Stereokamera, welche hinter der Scheibe der hinteren Fahrzeugtür montiert ist, belegt einen ganzen Sitzplatz des Fahrzeugs. Zudem hat man Radarsensoren im 24 GHz-Band eingesetzt, die aufgrund der kommenden Frequenzregulierung in Zukunft nicht mehr betrieben werden dürfen (vgl. Abschnitt 2.4).

Bei einem anderen von der EU initiierten Projekt mit dem Namen „CHAMELEON“ sind verschiedene Radarsensoren, zwei Laserscanner und zwei Kameras zur Erfassung des Fahrzeugumfelds verwendet worden [23, 34]. Der Erfassungsbereich des Systems umfasst je nach Konfiguration die Fahrzeugfront oder die Fahrzeugseiten. Zwar kann das Problem der

Fahrzeugseitenüberwachung mit diesen Sensoren gelöst werden, das System ist derzeit aber nicht kosteneffizient zur Serieneinführung realisierbar.

In [2] ist eine multisensorielle Objektverfolgung zur Warnung vor Seitenkollisionen vorgestellt worden, welche auf sechs breitbandigen Nahbereichsradaren basiert und beide Fahrzeugseiten überwacht. Es berechnet den Objektabstand und den Kollisionszeitpunkt zur Realisierung einer seitlichen Kollisionswarnung. Ein Auftreffpunkt wird von dem System nicht berechnet, so dass Schutzsysteme nicht gezielt aktiviert werden können. Die vielen Radarsensoren führen zu hohen Systemkosten und überwachen trotzdem nur die Seitenbereiche des Fahrzeugs. Ein weiteres Problem entsteht bei der Serienintegration in das Fahrzeug durch den begrenzten Bauraum im Seitenbereich. Die Sensoren entsprechen ebenfalls nicht der zukünftigen Frequenzzulassung im 24 GHz-Band (vgl. Abschnitt 2.4).

2.4. Frequenzregulierung für Radarsensoren

In Rahmen dieser Arbeit werden Radarsensoren zur Umfelderfassung eingesetzt. Die von Radarsensoren verwendeten Funkfrequenzen sind nicht frei nutzbar, sie werden für die jeweiligen Länder von verschiedenen Organisationen vergeben. In Europa ist die CEPT (frz. „Conférence Européenne des Administrations des Postes et des Télécommunications“), in den Vereinigten Staaten die FCC (engl. „Federal Communications Commission“) für die Frequenzvergabe zuständig. Die ITU (engl. „International Telecommunication Union“) ist zwar international tätig, vergibt jedoch keine Frequenzen, sondern koordiniert die Arbeit der anderen Kommissionen.

Zurzeit sind in Europa fünf Frequenzbänder zur Nutzung von automobilen Telematikanwendungen reguliert. Seit 1998 ist das Frequenzband von 76 GHz bis 77 GHz durch die Standardisierung ETSI EN 301 091 [26] nutzbar. Dieses Band wird von Fernbereichsradarsensoren (engl. „Long Range Radar“, LRR) verwendet.

Am 17. Januar 2005 [27] hat die Kommission der Europäischen Gemeinschaft entschieden, dass das 5 GHz breite Frequenzband von 21,65 GHz bis 26,65 GHz beschränkt von breitbandigen Radarsensoren verwendet werden darf. Da der untere Teil dieses Frequenzbands jedoch auch zur Telekommunikation und zur Erdbeobachtung genutzt wird [74], ist diese Zulassung auf den Zeitraum von Juli 2005 bis Juni 2013 beschränkt [88, S. 147 ff.].

Als Ersatzfrequenz für breitbandige Nahbereichsradarsensoren ist das Frequenzband von 77 GHz bis 81 GHz ab 2005 zur Nutzung freigegeben worden [74, 80, 86]. Dieses Vorgehen wird mit dem Namen „European 2-Phase Plan 24/79 GHz“ bezeichnet und ist vom europäischen Konsortium SARA (engl. „Strategic Automotive Radar Frequency Allocation“) mitentwickelt worden. Das Konsortium setzt sich aus mehr als 30 Automobilherstellern und -zulieferern zusammen, deren Ziel die Durchsetzung einer Frequenzzulassung von breitbandigen UWB-Radaren (engl. „Ultra Wide Band“) im europäischen Raum ist [70]. Die neuen 79 GHz-Sensoren sollen auf der Siliziumgermanium-Technologie basieren, die eine deutliche Kostenreduktion im Gegensatz zu den bisher verwendeten Galliumarsenid-Chipsätzen bringen soll. Bisher sind jedoch noch keine 79 GHz-Sensoren auf dem Markt.

Da die Technologie zur Nutzung des 79 GHz-Frequenzbands entgegen der ursprünglichen Prognose noch nicht ausreichend entwickelt ist, wurde die weitere Nutzung des Frequenzbands um 24 GHz untersucht [10]. In der Entscheidung vom Juli 2011 [29] ist das bisherige Frequenzband auf 24,25 GHz bis 26,65 GHz eingeschränkt und temporär zugelassen worden,

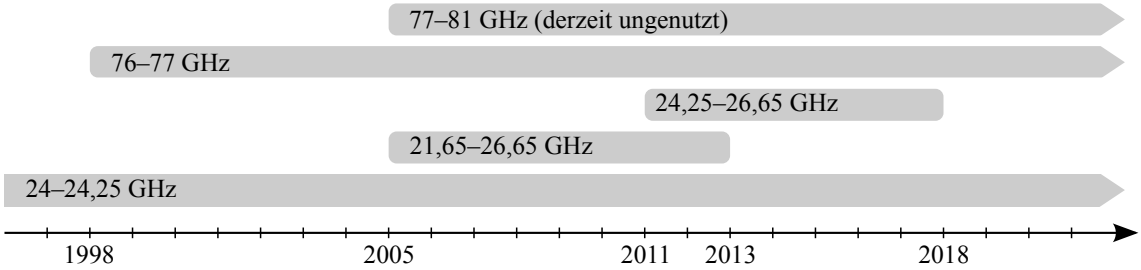


Abb. 2.3.: Nutzungsdauer für nach europäischem Recht zugelassene Frequenzbänder automobiler Radarsensoren.

Trägerfrequenz	Bandbreite	Typ. Entf.bereich	Nutzungsdauer
76,5 GHz	1 GHz	fern	seit 1998
79 GHz	4 GHz	nah	seit 2005 (derzeit ungenutzt)
24,15 GHz	5 GHz	nah	2005–2013
25,25 GHz	2,4 GHz	nah	2011–2018
24,125 GHz	200 MHz	nah	uneingeschränkt

Tab. 2.2.: Nach europäischem Recht zugelassene Frequenzbänder automobiler Radarsensoren. Zum Vergleich sind deren typische Entfernungsmessbereiche und Nutzungsdauern angegeben.

so dass die vorhandene Technologie zur Nutzung des Frequenzbands mit geringfügigen Modifikationen weiter verwendet werden kann. Die nutzbare Bandbreite ist jedoch von 5 GHz auf 2,4 GHz eingeschränkt worden. Diese Frequenzzulassung gilt als Übergangslösung für Fahrzeuge mit Radarsensoren, deren Typgenehmigung bis zum Jahr 2018 erteilt worden ist. Danach müssen breitbandige Nahbereichsradarsensoren das 79 GHz-Band verwenden, um zugelassen zu werden.

Eine Alternative zu den beiden Frequenzbändern von 24,25 GHz bis 26,65 GHz und 77 GHz bis 81 GHz ist die weitere Nutzung der Trägerfrequenz von 24 GHz im Schmalbandsendemodus von 24 GHz bis 24,25 GHz mit einer Bandbreite von 200 MHz. Dieses Band darf in Europa über eine uneingeschränkte Dauer hinweg genutzt werden [27] und wird als ISM-Band bezeichnet. Es ist bereits seit Jahrzehnten international zur Nutzung für industrielle, wissenschaftliche und medizinische Zwecke freigegeben. Die Neuregelung des breitbandigen 21,65 GHz bis 26,65 GHz-Bandes beeinflusst nicht diesen schmalbandigen Teil [29]. Dieser ist dadurch auch über das Jahr 2018 hinaus uneingeschränkt nutzbar.

Die Abbildung 2.3 zeigt die Nutzungsdauer der verschiedenen Frequenzbänder in Europa. Tabelle 2.2 führt die verschiedenen Frequenzbänder, deren Bandbreiten, Nutzungsdauern sowie deren Entfernungsmessbereiche im Vergleich auf.

Die Nutzung des Schmalbandsendemodus ist zwar über einen unbegrenzten Zeitraum hinweg möglich, bringt jedoch auch funktionale Einschränkungen mit sich. Da das schmalere Frequenzband die Auflösungsfähigkeit der Sensoren reduziert, können zwei Objekte, die zu nah beieinander liegen, nicht mehr aufgelöst und nur als eine gemeinsame, verschmolzene Messung detektiert werden. Die damit verbundenen Auswirkungen auf die Objektverfolgung im Automobilbereich wurden bisher nicht untersucht.

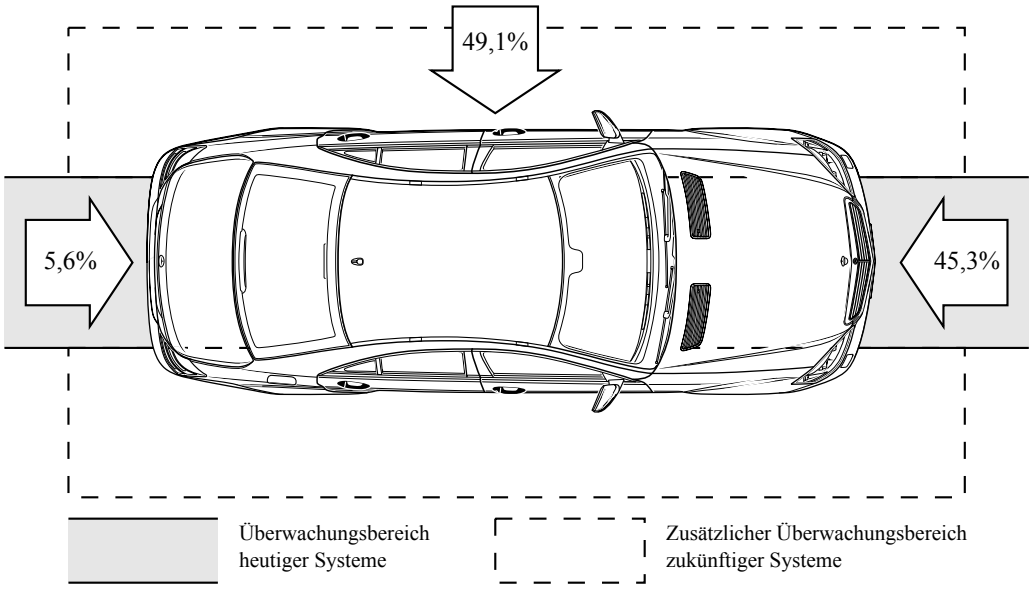


Abb. 2.4.: Überwachungsbereiche heutiger und zukünftiger Fahrzeugsicherheitssysteme. Die Prozentzahlen geben die akkumulierten Unfallhäufigkeiten von Pkw-zu-Pkw-Kollisionen für den jeweiligen Fahrzeugbereich an [39]. Für zukünftige Fahrzeugsicherheitssysteme bietet sich ein zusätzliches Schutzpotential von 49,1%.

2.5. Motivation

Die vorhergehenden Abschnitte stellen den aktuellen Stand der Technik von elektronischen Fahrzeugsicherheitssystemen dar. Eine weitere Durchdringung des Marktes mit diesen Systemen lässt erwarten, dass die Verkehrssicherheit in naher Zukunft weiter steigen wird. Trotzdem bieten sie noch nicht in allen Unfallsituationen ausreichend Schutz. Diese Arbeit liefert daher einen Beitrag zur Schließung der Lücken bisheriger Fahrzeugsicherheitssysteme. Im Folgenden werden diese Lücken aufgezeigt und daraus die Motivation für diese Arbeit abgeleitet. Die Hauptthemenfelder der Arbeit ergeben sich aus dem Zusammenspiel der erhöhten Anforderungen an den Fahrzeugseitenschutz, der 360°-Objektverfolgung und der gesetzlich gegebenen Frequenzregulierung.

Unfallstatistiken zeigen, dass der Seitenschutz heutiger Fahrzeuge verbessert werden muss, um die Anzahl von Unfällen mit Todesfolge zu reduzieren [39]. Die Abbildung 2.4 zeigt schematisch den Überwachungsbereich heutiger Systeme und im Vergleich dazu den zusätzlichen Überwachungsbereich sowie das damit verbundene, noch ungenutzte Schutzpotential des in dieser Arbeit vorgestellten Systems zum Fahrzeugseitenschutz.

Es gibt bereits verschiedene Systeme, die Frontalkollisionen vermeiden und die Folgen von Frontal- und Heckkollisionen verringern können. Trotz der hohen Unfallschwere im Fahrzeugseitenbereich [39] sind bisher jedoch noch keine umfelderfassenden Systeme verfügbar, die diesen Bereich überwachen. Die Entwicklung geeigneter Aktoren für den Fahrzeugseitenschutz ist hingegen bereits Gegenstand aktueller Forschungsarbeiten [56]. Der Überblick über die Arbeiten zur Erkennung von seitlichen Kollisionen zeigt, dass die bisher untersuchten Systeme eine Vielzahl von Sensoren verwenden und dadurch unnötig hohe

Systemkosten verursachen. Außerdem konnte teilweise keine sinnvolle Fahrzeugintegration dargestellt werden.

Das Kapitel 4 liefert einen Beitrag zur Schließung dieser Lücken. Durch Überwachung des seitlichen Fahrzeugbereichs mit Radarsensoren und darauf basierende 360°-Objektverfolgung und Kollisionsdetektion soll die mögliche Schutzwirkung eines vorausschauenden seitlichen Schutzsystems für vorhandene und neuartige Aktoren nutzbar gemacht werden. Das vorgestellte System besteht aus vier Radarsensoren. Durch den großen Erfassungsbereich der Sensoren lässt sich auch mit dieser geringen Anzahl bereits das gesamte Fahrzeugumfeld erfassen. Die geringe Sensoranzahl erleichtert zudem die Fahrzeugintegration. Als Akzeptanzkriterium für das vorgestellte Fahrzeugseitenschutzsystem soll die Erkennung des Fahrzeug-zu-Fahrzeugseite-Unfalls und des seitlichen Pfahlaufpralls aus dem Testkatalog zur Bewertung der europäischen Neuwagensicherheit [46] dienen. Eine Analyse der vorgestellten Systemarchitektur soll sicherstellen, dass diese Testfälle erfasst werden können.

Techniken wie Sensorfusion, besonders auf niedrigen Datenverarbeitungsebenen, werden bisher im Automobilbereich nur begrenzt eingesetzt. Gründe hierfür sind vor allem die derzeit noch hohen Sensorik- und Entwicklungskosten solcher Systeme sowie der nur begrenzt zur Verfügung stehende Bauraum. Durch Sensorfusion können jedoch der Erfassungsbereich und die Leistungsfähigkeit der Systeme in Zukunft gleichermaßen erhöht werden und damit deutlich mehr Anwendungen realisiert werden als bisher.

Im Kapitel 5 wird gezeigt, wie die Daten asynchroner Radarsensoren durch Sensorfusion kombiniert werden können, um eine 360°-Abdeckung mit ununterbrochener Objektverfolgung zu realisieren. Hierzu wird u. a. eine geeignete Vorverarbeitung der Radarsensordaten vorgestellt. Die Einführung eines Filterverfahrens zur Korrektur asynchroner Sensorzeitstempel erübrigt die aufwändigere Hardware-Synchronisation der Sensoren.

Die Schutzwirkung eines Insassenschutzsystems hängt in hohem Maße von der betroffenen Fahrzeugpartie und dem Aktivierungszeitpunkt ab. Die bisher von den Sicherheitssystemen zur Verfügung gestellten Informationen bestehen meist nur aus der einfachen Information, dass es zu einem Unfall kommen wird und dem berechneten Kollisionszeitpunkt. Bei einem seitlichen Unfall ergibt sich jedoch ein großer Unterschied in der Beeinträchtigung der Insassen je nach Auftreffort (z. B. Heckpartie oder mittlere Seitenpartie des Fahrzeugs), so dass eine derart einfache Auswertung die steigenden Systemanforderungen nicht mehr erfüllen kann.

Um die vorliegenden Objektinformationen für die an unterschiedlichen Positionen wirkenden Systeme gleichermaßen nutzbar zu machen, wird eine allgemeine Darstellung in Form einer universellen Informationsschnittstelle vorgestellt. Ein wesentlicher Beitrag besteht in der Darstellung eines Verfahrens, welches darauf aufbauend räumliche und zeitliche Unfallwahrscheinlichkeiten für unterschiedliche Schutzsysteme berechnet. Systeme mit unterschiedlicher Schutzwirkung können damit in Zukunft individuell und bestmöglich auf verschiedene Unfalltypen und die betroffenen Fahrzeuginsassen parametriert werden, ohne dass die Schutzsysteme bereits heute im Detail bekannt sein müssen. Darüber hinaus wird die Auslösung des Schutzsystems von der zugrundeliegenden Sensorik abstrahiert, so dass die Austauschbarkeit der Sensorik ermöglicht wird.

Geänderte Frequenzzulassungsbestimmungen [29] führen zu einer Einschränkung der nutzbaren Bandbreite von Radarsensoren im 24 GHz-Band. Aufgrund der noch nicht genügend entwickelten neuen Sensortechnologie im 79 GHz-Band folgt, dass Sensoren mit reduzierter Auflösungsfähigkeit eingesetzt werden müssen. Die in dieser Arbeit verwende-

ten Radarsensoren entsprechen der oben genannten europäischen Regulierung. Deren Entfernungsauflösung beträgt nur ein Fünfundzwanzigstel der bisher üblichen Auflösung von Nahbereichsradarsensoren.

Die bisher im Automobilbereich eingesetzten Sensoren haben zumeist eine für die Anwendungen ausreichende Auflösung [2, 23, 34, 76, 81], sodass die Frage nach der Modellierung der Sensorauflösung in diesem Kontext bisher nicht gestellt worden ist. Schmalbandige Radarsensoren können jedoch in Zukunft nur dann erfolgreich in Fahrzeugsicherheitssystemen eingesetzt werden, wenn deren Sensorauflösung ausreichend gut modelliert werden kann.

Im Kapitel 6 werden die Auswirkungen der reduzierten Sensorauflösung untersucht und entsprechende Lösungsansätze vorgestellt. Bisherige Arbeiten zur Objektverfolgung mit beschränkter Sensorauflösung entstammen hauptsächlich dem militärischen Kontext [15, 19, 45, 63, 65, 83]. Darin ist nicht gezeigt worden, wie ein Auflösungsmodell auf vorgegebene Sensoren parametriert und anschließend validiert werden kann. In dieser Arbeit werden daher entsprechende Verfahren zur Parametrierung und Validierung bekannter Auflösungsmodelle entwickelt. Ein validiertes Modell soll in dieser Arbeit erstmals in die Objektverfolgung integriert werden und muss dazu mathematisch hergeleitet werden. Zusätzliche Erweiterungen bekannter Verfahren umfassen die Suchbereichseinschränkung für nicht aufgelöste Messungen und ein Gruppenzuordnungsverfahren zur Reduktion der Rechenkomplexität. Anhand simulierter und realer Messdaten schmalbandiger Radarsensoren werden Untersuchungen durchgeführt, die die Ergebnisse des bisherigen Verfahrens mit den Ergebnissen des erweiterten Verfahrens vergleichen und das Potential einer exakten Auflösungsmodellierung darstellen.

Kapitel 3.

Grundlagen der dynamischen Objektverfolgung

Diese Arbeit baut auf den Grundlagen zur Verfolgung dynamischer Objekte auf. In diesem Kapitel wird zunächst ganz allgemein auf die Zustandsschätzung dynamischer Systeme eingegangen. Anschließend wird das Kalman-Filter als eine mögliche Ausprägung einer solchen Zustandsschätzung vorgestellt. Abschließend werden Datenassoziationsverfahren erläutert, die zur Aktualisierung einer oder mehrerer Zustandsschätzungen mit mehreren Sensormessungen Verwendung finden.

3.1. Zustandsschätzung dynamischer Systeme

Umfelderfassende Fahrzeugsicherheitssysteme haben das Problem zu lösen, den Zustand dynamischer Objekte im Fahrzeugumfeld auf der Basis fehlerbehafteter Sensormessungen zu bestimmen. Dazu wird zusätzlich zum Messmodell ein auf a-priori Wissen über die Systemdynamik basierendes Prozessmodell verwendet. Die nachfolgenden Betrachtungen gehen zunächst von einem einzelnen Objekt aus, welches über eine Sensormessung eindeutig beobachtet werden kann.

Ganz allgemein besteht das Problem in der Bestimmung bzw. Schätzung eines zeitveränderlichen Systemzustands $x(t)$ eines Objekts mit Hilfe der Systemausgabe $z(t)$ in der Form fehlerbehafteter Sensormessungen. Man geht außerdem davon aus, dass eine deterministische Steuergröße $u(t)$ auf den Systemzustand wirken kann.

Da die Sensormessungen in festen Zeitintervallen Δt abgetastet werden, wird für die obigen Signale eine zeitdiskrete Darstellung

$$t_k = t_0 + k\Delta t \tag{3.1}$$

mit $k \in \mathbb{N}$ gewählt. Zur einfacheren Notation wird im Folgenden t_k auch mit k abgekürzt. In der Indexschreibweise wird der Systemzustand x zum Zeitpunkt t_k dann als x_k bezeichnet.

Der Zustand eines Objekts wird als zeitveränderliche, wertkontinuierliche Zufallsvariable x aufgefasst, die durch eine Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion

$$p : x \rightarrow \mathbb{R}^{>0} \tag{3.2}$$

beschrieben wird. Es wird angenommen, dass die a-posteriori-Verteilungsdichte des Zustands durch die Menge der bis zum Zeitpunkt k aufgetretenen Messungen $Z_{1:k}$ und Steuergrößen $U_{1:k}$ mit

$$Z_{1:k} := \{z_1, \ldots, z_k\}, \quad U_{1:k} := \{u_1, \ldots, u_k\} \tag{3.3}$$

bedingt ist:

$$p(x_k \mid Z_{1:k}, U_{1:k}). \tag{3.4}$$

Für die gesuchte Verteilungsdichte ergibt sich aus dem Satz von Bayes (vgl. Gleichung A.37):

$$p(x_k \mid Z_{1:k}, U_{1:k}) = \frac{p(z_k \mid x_k, Z_{1:k-1}, U_{1:k}) p(x_k \mid Z_{1:k-1}, U_{1:k})}{p(z_k \mid Z_{1:k-1}, U_{1:k})}. \tag{3.5}$$

Zudem wird vorausgesetzt, dass der aktuelle Messwert nur vom aktuellen Systemzustand abhängt und von der Messwert- und Steuergrößenhistorie unabhängig ist:

$$p(z_k \mid x_k, Z_{1:k-1}, U_{1:k}) = p(z_k \mid x_k). \tag{3.6}$$

Der rechte Term in Gleichung 3.6 wird auch als Messwahrscheinlichkeit bezeichnet. Damit lässt sich Gleichung 3.5 zu

$$p(x_k \mid Z_{1:k}, U_{1:k}) = c_k p(z_k \mid x_k) p(x_k \mid Z_{1:k-1}, U_{1:k}). \tag{3.7}$$

vereinfachen. Dabei wurde der Faktor $1/p(z_k \mid Z_{1:k-1}, U_{1:k})$ durch eine (zeitabhängige) Normalisierungskonstante c_k ersetzt. Die Verteilungsdichte $p(x_k \mid Z_{1:k}, U_{1:k})$ wird auch als a-posteriori-Wahrscheinlichkeit oder Innovation bezeichnet. Der noch nicht näher bestimmte Term auf der rechten Seite von Gleichung 3.7 $p(x_k \mid Z_{1:k-1}, U_{1:k})$ wird als a-priori-Wahrscheinlichkeit oder Prädiktion bezeichnet.

Die a-priori-Wahrscheinlichkeit ergibt sich durch Anwendung des Gesetzes der totalen Wahrscheinlichkeit:

$$p(x_k \mid Z_{1:k-1}, U_{1:k}) = \int p(x_k \mid x_{k-1}, Z_{1:k-1}, U_{1:k}) p(x_{k-1} \mid Z_{1:k-1}, U_{1:k-1}) \, \mathrm{d}x_{k-1}. \tag{3.8}$$

Die Steuergröße u_k der Verteilungsdichte $p(x_{k-1} \mid Z_{1:k-1}, U_{1:k})$ wurde aus der Menge der bedingenden Ereignisse entfernt, da sie zum Zeitpunkt $k-1$ nicht bekannt ist und den Zustand x_{k-1} nicht beeinflussen kann. Da die Verteilungsdichte $p(x_k \mid x_{k-1}, Z_{1:k-1}, U_{1:k})$ noch von allen vorherigen Messungen und Steuergrößen abhängt, kann sie rechentechnisch nicht erfasst werden. Deshalb fordert man für sie die Markov-Eigenschaft erster Ordnung:

$$p(x_k \mid x_{k-1}, Z_{1:k-1}, U_{1:k}) = p(x_k \mid x_{k-1}, u_k). \tag{3.9}$$

Damit hängt der aktuelle Zustand x_k nur von der aktuellen Steuergröße u_k und dem vorigen Zustand x_{k-1} ab. Der Zustand x_{k-1} repräsentiert damit die gesamte Mess- und Steuergrößenhistorie $Z_{1:k-1}$ bzw. $U_{1:k-1}$. Der Term $p(x_k \mid x_{k-1}, u_k)$ wird als Transitions- oder Zustandsübergangswahrscheinlichkeit bezeichnet.

Um die a-priori- und a-posteriori-Verteilungsdichten in den oben angegebenen Formen rekursiv berechnen zu können, wird die Kenntnis über die drei folgenden Verteilungsdichten

vorausgesetzt: Die initiale Verteilungsdichte $p(x_0)$ zum Zeitpunkt $k = 0$, die Messwahrscheinlichkeit $p(z_k \mid x_k)$ und die Zustandsübergangswahrscheinlichkeit $p(x_k \mid x_{k-1}, u_k)$.

Allgemein werden Filter, die auf den in diesem Abschnitt vorgestellten Annahmen basieren, als bayessche Filter bezeichnet. Deren Zufallsvariable x wird meist als mehrdimensionaler Zustandsvektor $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ aufgefasst. Die Dichtefunktionen können für diese Gruppe von Filtern beliebige Verteilungen aufweisen. Werden die Verteilungen durch die ersten beiden statistischen Momente Erwartungswert und Kovarianz approximiert, so ergibt sich die Gruppe der Gaußfilter. Diese Approximation ist genau dann exakt, wenn die Signale tatsächlich einer Gaußverteilung entsprechen und ein lineares Systemverhalten vorliegt. Ist die Gaußverteilung nicht gegeben, so entsteht durch die Approximation ein zusätzlicher Fehler. Die bekannteste Realisierung eines Gaußfilters ist das Kalman-Filter.

3.2. Kalman-Filter

Das Kalman-Filter basiert auf der Veröffentlichung [41] von Rudolph E. Kalman aus dem Jahr 1960. Das Filter besteht aus mathematischen Gleichungen die einen Schätzer mit einer rekursiven Prädiktor-Korrektor-Struktur unter der Annahme eines linearen Systemverhaltens realisieren [85]. Zur Modellierung des linearen Systems wird die Zustandsraumdarstellung gewählt. Das Zustandsraummodell wird dabei durch die Prozess- und die Messgleichung bestimmt. Das Kalman-Filter kann zur Lösung des Filter-Problems zeit-kontinuierlicher und zeit-diskreter Systeme eingesetzt werden. Zeit-kontinuierliche Systeme werden über Differentialgleichungen beschrieben, zeit-diskrete Systeme hingegen über Differenzengleichungen. Im Folgenden wird nur die zur rechentechnischen Umsetzung notwendige zeit-diskrete Darstellung des Kalman-Filters betrachtet.

Die rekursive Struktur des Filters erlaubt die Unterteilung in zwei Schritte:

1. Zeitaktualisierung (Prädiktion): Die Gleichungen zur Zeitaktualisierung projizieren die Schätzung des letzten Zeitschritts zeitlich vorwärts, um die a-priori Schätzung für den nächsten Schritt zu erhalten.

2. Messwertaktualisierung (Korrektur oder Innovation): Die Gleichungen zur Messwertaktualisierung ermöglichen die Integration neuer Messdaten. Mit ihnen wird eine neue Messung in der a-priori-Schätzung berücksichtigt um eine neue verbesserte a-posteriori-Schätzung zu erhalten.

Es wird angenommen, dass die Verteilungsdichte des zu schätzenden zeitveränderlichen Zustandsvektors $\mathbf{x}_k \in \mathbb{R}^n$ einer multivariaten Gaußverteilung nach Gleichung A.13 entspricht:

$$p(\mathbf{x}_k) = \mathcal{N}(\mathbf{x}_k;\, \hat{\mathbf{x}}_k, \mathbf{P}_k)\,. \tag{3.10}$$

Dabei ist $\hat{\mathbf{x}}_k$ der Erwartungswertvektor und $\mathbf{P}_k$ die dazugehörige Kovarianzmatrix zum Zeitpunkt k.

Da der Steuervektor als deterministische Größe in dieser Arbeit nicht zur Verfügung steht und keinen Einfluss auf den Schätzfehler hat, wird auf seine Betrachtung bei der Beschreibung der Kalman-Filter-Gleichungen im Folgenden der Einfachheit halber verzichtet. Die Formeln lassen sich jedoch ohne Weiteres auf den Steuereingang erweitern.

3.2.1. Lineares Kalman-Filter

Das Systemverhalten wird mit dem linearen Kalman-Filter über lineare Funktionen beschrieben. Hierzu wird die Matrixschreibweise gewählt. Die Prozessgleichung zur Fortschreibung des Systemzustands $\mathbf{x}_k \in \mathbb{R}^n$ lautet:

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{F}_{k-1}\mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{v}_{k-1}. \tag{3.11}$$

Hierbei ist $\mathbf{F}_{k-1}$ die Systemmatrix, die die Entwicklung des Zustands $\mathbf{x}$ zwischen den Zeitpunkten $k-1$ und k ohne den Einfluss von Prozessrauschen beschreibt. Die Messgleichung für die Messung $\mathbf{z}_k \in \mathbb{R}^m$ lautet:

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{H}_k\mathbf{x}_k + \mathbf{w}_k. \tag{3.12}$$

Hierbei ist $\mathbf{H}_k$ die Messmatrix, die den Zusammenhang zwischen Systemzustand $\mathbf{x}_k$ und Messung $\mathbf{z}_k$ angibt. Die Terme $\mathbf{v}_k$ und $\mathbf{w}_k$ sind Zufallsvariablen, die das Prozess- und Messrauschen beschreiben. Es wird angenommen, dass diese jeweils mittelwertfrei, normalverteilt, weiß und gegenseitig unkorreliert sind.

Durch die getroffenen Annahmen des Kalman-Filters beschränkt sich das Filterproblem auf die Bestimmung der ersten beiden statistischen Momente der Normalverteilung: Erwartungswert $\hat{\mathbf{x}}_k$ und Kovarianz $\mathbf{P}_k$ des Zustandsvektors $\mathbf{x}_k$ zum Zeitpunkt k. Im Folgenden werden die von Kalman vorgeschlagenen rekursiven Gleichungen zur Lösung dieses Problems vorgestellt. Diese gliedern sich in den Prädiktions- und den Korrekturschritt auf.

Im Prädiktionsschritt wird die vorangegangene Schätzung zum Zeitpunkt $k-1$ unter Anwendung des linearen Systemmodells auf den Zeitpunkt k prädiziert. Dies ergibt die a-priori-Schätzung des Systemzustands. Die Berechnung des prädizierten Erwartungswertes ergibt sich zu:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} = \mathbf{F}_{k-1}\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}. \tag{3.13}$$

Die dazugehörige prädizierte Schätzfehlerkovarianz lautet:

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \mathbf{F}_{k-1}\mathbf{P}_{k-1|k-1}\mathbf{F}_{k-1}^{\mathrm{T}} + \mathbf{Q}_{k-1}. \tag{3.14}$$

Über die Kovarianzmatrix des Prozessrauschens $\mathbf{Q}_k$ wird die Ungenauigkeit des Dynamikmodells des Zeitpunkts k angegeben:

$$\mathbf{Q}_k = E[\mathbf{v}_k\mathbf{v}_k^{\mathrm{T}}]. \tag{3.15}$$

Im Korrekturschritt wird eine neue Messung $\mathbf{z}_k$ mit der a-priori-Schätzung des Systemzustands verrechnet. Es wird angenommen, dass die Messung normalverteilt mit Erwartungswert $\hat{\mathbf{z}}_k$ und Messfehlerkovarianz $\mathbf{R}_k$ ist. Für die Messfehlerkovarianz soll gelten:

$$\mathbf{R}_k = E[\mathbf{w}_k\mathbf{w}_k^{\mathrm{T}}]. \tag{3.16}$$

Zunächst wird die prädizierte Messung mit Erwartungswert

$$\hat{\mathbf{z}}_{k|k-1} = \mathbf{H}_k\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} \tag{3.17}$$

und Kovarianz

$$\mathbf{R}_{k|k-1} = \mathbf{H}_k\mathbf{P}_{k|k-1}\mathbf{H}_k^{\mathrm{T}} \tag{3.18}$$

berechnet. Der Erwartungswert des Messresiduums lautet:

$$\boldsymbol{\gamma}_k = \mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}. \tag{3.19}$$

Die Kovarianz des Residuums berechnet sich zu:

$$\mathbf{S}_k = \mathbf{R}_{k|k-1} + \mathbf{R}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^{\mathrm{T}} + \mathbf{R}_k. \tag{3.20}$$

Die Kalman-Verstärkungsmatrix $\mathbf{K}_k$ errechnet sich aus der prädizierten Schätzfehlerkovarianz $\mathbf{P}_{k|k-1}$ und der Kovarianz des Residuums $\mathbf{S}_k$ zu:

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^{\mathrm{T}} \mathbf{S}_k^{-1}. \tag{3.21}$$

Aufgrund dieser Vorberechnungen kann nun die a-posteriori-Schätzung berechnet werden. Deren korrigierter Erwartungswert ergibt sich zu:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k \boldsymbol{\gamma}_k. \tag{3.22}$$

Die aktualisierte Schätzfehlerkovarianzmatrix lautet:

$$\mathbf{P}_{k|k} = \mathbf{P}_{k|k-1} - \mathbf{K}_k \mathbf{S}_k \mathbf{K}_k^{\mathrm{T}}. \tag{3.23}$$

Die Kalman-Verstärkungsmatrix gibt den Einfluss der Messgröße auf den Zustandsvektor an und minimiert den mittleren quadratischen Fehler der Schätzfehlerkovarianz.

Mit den Formeln des Prädiktions- und des Korrekturschritts kann der Systemzustand zum Zeitpunkt k nun unter Kenntnis des normalverteilten Initialzustands

$$p(\mathbf{x}_0) = \mathcal{N}\left(\mathbf{x}_0;\, \hat{\mathbf{x}}_{0|0}, \mathbf{P}_{0|0}\right) \tag{3.24}$$

rekursiv aus der Abfolge von Messungen $\mathbf{z}_1, \ldots, \mathbf{z}_k$ berechnet werden.

3.2.2. Erweitertes Kalman-Filter

In vielen praktischen Anwendungen ist die Prozess- oder Messgleichung des zu schätzenden Prozesses nichtlinear. Da die für den Kalman-Filter angenommene Normalverteilungseigenschaft aller Zufallsvariablen unter Transformation mit nichtlinearen Funktionen jedoch nicht garantiert werden kann, wurde für diese Fälle das erweiterte Kalman Filter (engl. „Extended Kalman Filter“, EKF) [4, S. 106 ff.] entworfen.

Das allgemeine nichtlineare Zustandsraummodell eines zeitdiskreten stochastischen Systems lautet (unter Verzicht auf den Steuervektor $\mathbf{u}_k$):

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{f}\left(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{v}_{k-1}\right), \tag{3.25}$$

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{h}\left(\mathbf{x}_k, \mathbf{w}_k\right). \tag{3.26}$$

Die zeitabhängige differenzierbare nichtlineare Funktion $\mathbf{f}$ beschreibt den Zusammenhang der Zustände $\mathbf{x}$ zwischen den Zeitpunkten $k-1$ und k inklusive des Prozessrauschens. Die zeitabhängige differenzierbare nichtlineare Funktion $\mathbf{h}$ beschreibt den Zusammenhang des Zustands $\mathbf{x}_k$ zur Messung $\mathbf{z}_k$ inklusive des Messrauschens zum Zeitpunkt k. Für die beiden

Rauschterme $\mathbf{v}_k$ und $\mathbf{w}_k$ gelten die gleichen Annahmen wie für das lineare Kalman-Filter. Im oben stehenden Modell können auch die Rauschterme nichtlinear eingehen. Zur Vereinfachung wird beim EKF jedoch wie beim linearen Kalman-Filter von additivem Rauschen ausgegangen, so dass sich die oben stehenden Gleichungen folgendermaßen vereinfachen:

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{f}(\mathbf{x}_{k-1}) + \mathbf{v}_{k-1}, \tag{3.27}$$

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{h}(\mathbf{x}_k) + \mathbf{w}_k. \tag{3.28}$$

Die Idee des EKFs ist die Linearisierung dieser Ausdrücke in einer Taylorreihenentwicklung um den aktuellen Schätzwert des Zustandsvektors $\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}$ bzw. $\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}$. Die Reihenentwicklung wird nach dem linearen Term (EKF erster Ordnung) oder nach dem quadratischen Term (EKF zweiter Ordnung) abgebrochen. Durch Abbruch nach dem ersten Term ergibt sich ein linearisiertes System. Die Gleichungen des EKFs erster Ordnung sind, bis auf die Verwendung der nichtlinearen Funktionen und deren Linearisierungen, welche durch Berechnung der Jacobi-Matrizen bestimmt werden, identisch zu den Gleichungen des linearen Kalman-Filters aus Unterabschnitt 3.2.1.

Der Prädiktionsschritt des EKFs erster Ordnung lautet:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} = \mathbf{f}\left(\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}\right), \tag{3.29}$$

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \mathbf{F}_{k-1}\mathbf{P}_{k-1|k-1}\mathbf{F}_{k-1}^{\mathrm{T}} + \mathbf{Q}_{k-1} \tag{3.30}$$

mit der Jacobi-Matrix der Prozessgleichung:

$$\mathbf{F}_{k-1} := \mathbf{F}^J(\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}) = \left.\frac{\partial \mathbf{f}}{\partial \mathbf{x}}\right|_{\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}}. \tag{3.31}$$

Die Prädiktion der Messung ergibt sich zu:

$$\hat{\mathbf{z}}_{k|k-1} = \mathbf{h}\left(\mathbf{x}_{k|k-1}\right), \tag{3.32}$$

$$\mathbf{R}_{k|k-1} = \mathbf{H}_k\mathbf{P}_{k|k-1}\mathbf{H}_k^{\mathrm{T}} \tag{3.33}$$

mit der Jacobi-Matrix der Messgleichung:

$$\mathbf{H}_k := \mathbf{H}^J(\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}) = \left.\frac{\partial \mathbf{h}}{\partial \mathbf{x}}\right|^{\mathrm{T}}_{\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}}. \tag{3.34}$$

Die Gleichungen zur Berechnung des Residuums ergeben sich, jeweils mit den oben angegebenen Werten, analog zu Gleichung 3.19 und Gleichung 3.20, die Verstärkungsmatrix wie in Gleichung 3.21 und der Korrekturschritt wie in Gleichung 3.22 und Gleichung 3.23.

Es wird wiederum davon ausgegangen, dass die Initialschätzung einer Normalverteilung mit

$$p(\mathbf{x}_0) = \mathcal{N}\left(\mathbf{x}_0;\, \hat{\mathbf{x}}_{0|0}, \mathbf{P}_{0|0}\right) \tag{3.35}$$

entspricht und bekannt ist.

Die Verteilungsdichten verlieren durch die nichtlinearen Operationen ihre Normalverteilungseigenschaft. Somit ist das EKF nur ein suboptimaler Schätzer. Da die Berechnung in

der linearisierten Form jedoch wesentlich effizienter ist, als die Dichtefunktionen für nichtlineare Funktionen zu berechnen, wird diese Ungenauigkeit in der Praxis in Kauf genommen. Um die Gültigkeit der Approximation zu überprüfen, wird ein Konsistenztest empfohlen [5, S. 387].

Um die mit der Linearisierung verbundenen Nachteile des Kalman-Filters zu umgehen, wurde das Unscented Kalman Filter (UKF) [40] entwickelt. Statt die Prozess- und Messgleichungen am Arbeitspunkt zu linearisieren, werden dabei der Erwartungswert und die mit einer bestimmten Anzahl von Punkten abgetastete Kovarianz direkt durch die nichtlinearen Funktionen transformiert.

3.2.3. Notation

Zur einfacheren Notation in den folgenden Abschnitten dieser Arbeit wird eine abkürzende Schreibweise für die zeitbasierten Schätzungen eingeführt. Der zusätzlich eingeführte Index i dient der Unterscheidung mehrerer Objektschätzungen. Für die a-priori-Schätzungen, die vorher mit dem Index $k|k-1$ bezeichnet wurden, wird abkürzend nur der Index $k-$ geschrieben, beispielsweise:

$$\hat{\mathbf{x}}_{i,k-}, \quad \mathbf{P}_{i,k-}. \tag{3.36}$$

Der vorher übliche Index der a-posteriori Schätzungen $k|k$ wird weggelassen:

$$\hat{\mathbf{x}}_{i}, \quad \mathbf{P}_{i}. \tag{3.37}$$

Ebenso wird der Index k für die aktuellen Messwerte und Messwertkovarianzen nicht mehr aufgeführt.

3.3. Mehrobjektverfolgung

In den vorhergehenden Abschnitten wurde von einem einzelnen Objekt x und einer eindeutig von diesem Objekt stammenden Messung z ausgegangen. Im Allgemeinen befinden sich jedoch mehrere Objekte im Erfassungsbereich eines Sensors. Nimmt man an, dass der Zustand jedes Objekts x_i, $i = 1, \ldots, N$ mit einem bayesschen Filterverfahren geschätzt wird und die notwendigen Annahmen zu den stochastischen Prozessen des Filters erfüllt sind, dann liegt zu jedem Objekt x_i zum Zeitpunkt k eine a-priori Schätzung vor. Liefert ein Sensor zu diesem Zeitpunkt Messungen z_j, $j = 1, \ldots, M$, so müssen diese Messungen den Objekten bestmöglich zugeordnet werden, um die neuen a-posteriori Schätzungen berechnen zu können. Dieses Zuordnungsproblem wird im Allgemeinen als Datenassoziationsproblem bezeichnet.

Abbildung 3.1 stellt ein typisches zweidimensionales Datenassoziationsproblem dar. Die Objektschätzungen x_i sind als Kreise, die Messungen z_j als Quadrate dargestellt. Die gestrichelten Ellipsen geben die 3σ-Unsicherheiten der Objektschätzungen bzw. Messungen an. In diesem Beispiel können die vier Messungen den zwei Objekten nicht eindeutig zugeordnet werden.

Zur Lösung des Datenassoziationsproblems wurden in der Literatur verschiedene Verfahren vorgeschlagen. Generell wird zwischen nichtbayesschen und bayesschen Verfahren unterschieden [4, S. 158]. Nichtbayessche Verfahren verwenden kein a-priori-Wissen über Assoziationswahrscheinlichkeiten. Hingegen wird dieses Wissen bei bayesschen Verfahren

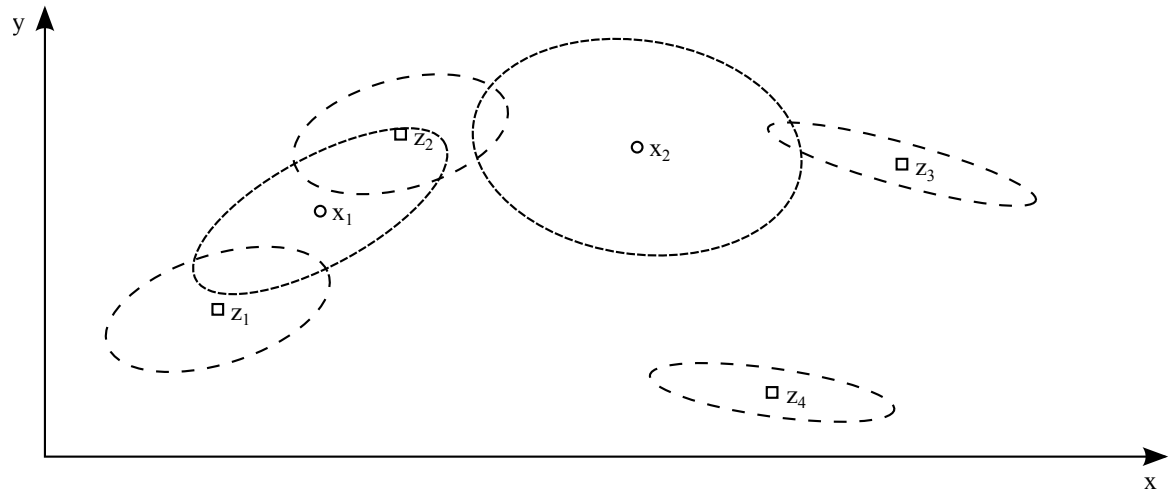


Abb. 3.1.: Ein typisches zweidimensionales Datenassoziationsproblem. Die Objektschätzungen x_i und die Messungen z_j sollen einander möglichst optimal zugeordnet werden. Die Objektschätzungen sind als Kreise, die Messungen als Quadrate dargestellt. Die Ellipsen geben die 3σ-Unsicherheiten der Objektschätzungen bzw. Messungen an.

zur Datenassoziation, z. B. in Form von Detektions- und Fehlalarmwahrscheinlichkeiten, zur Auflösung von Mehrdeutigkeiten verwendet.

Bei der Mehrobjektverfolgung müssen außerdem Objekte bei Eintreten in den Sensorsichtbereich erzeugt und bei Austritt aus dem Sichtbereich gelöscht werden. In dieser Arbeit wird das Problem der Objektverwaltung jedoch nicht weiter betrachtet und von bereits sicher existierenden Objekten ausgegangen.

Alle Assoziationsverfahren benötigen zunächst eine Aussage über die Güte einer Assoziation. Ein hierfür übliches Maß ist die Mahalanobis-Distanz. Sie stellt ein Distanzmaß zwischen Punkten in einem mehrdimensionalen Vektorraum dar. Nimmt man an, dass die Verteilungsdichte der prädizierten Messung $p(z_{i,k} \mid x_{i,k})$ des Objekts x_i zum Zeitpunkt k und die Verteilungsdichte $p(z_j)$ der Messung z_j beide einer Normalverteilung entsprechen:

$$p(z_i \mid x_i) = \mathcal{N}(\mathbf{z}_{i,k-}; \hat{\mathbf{z}}_{i,k-}, \mathbf{R}_{i,k-}), \tag{3.38}$$

$$p(z_j) = \mathcal{N}(\mathbf{z}_j; \hat{\mathbf{z}}_j, \mathbf{R}_j), \tag{3.39}$$

so kann das Residuum der Messung zur Objektschätzung und dessen Kovarianzmatrix folgendermaßen berechnet werden:

$$\boldsymbol{\gamma}_{ij} = \mathbf{z}_j - \hat{\mathbf{z}}_{i,k-}, \tag{3.40}$$

$$\mathbf{S}_{ij} = \mathbf{R}_{i,k-} + \mathbf{R}_j. \tag{3.41}$$

Daraus berechnet sich dann die Mahalanobis-Distanz zu:

$$d_{\mathrm{MH}}(x_i, z_j) := \sqrt{\boldsymbol{\gamma}_{ij}^{\mathrm{T}} \mathbf{S}_{ij}^{-1} \boldsymbol{\gamma}_{ij}}. \tag{3.42}$$

Über die so definierte Distanz d_{MH} können die Abstände aller Objekte zu allen Messungen berechnet und miteinander verglichen werden.

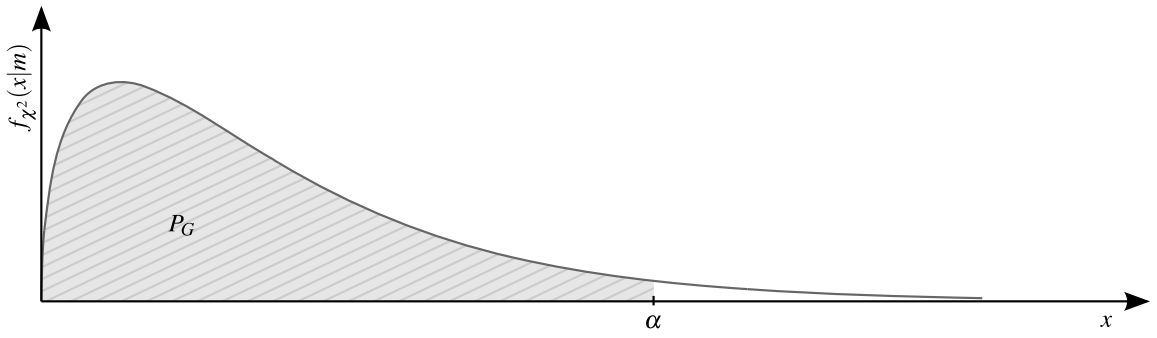


Abb. 3.2.: Dichtefunktion $f_{\chi^2}(x \mid m)$ der Chi-Quadrat-Verteilung mit Freiheitsgrad $m = 3$. Die Gating-Wahrscheinlichkeit P_G entspricht der Fläche unter der Chi-Quadrat-Dichtefunktion bis zum Wert α bzw. dem Wert der kumulativen Chi-Quadrat-Verteilung $F_{\chi^2}(\alpha \mid m)$. Die Ungleichheit $d_{\mathrm{MH}}(x_i, z_j)^2 < \alpha$ ist damit für eine Messung mit Gating-Wahrscheinlichkeit P_G erfüllt.

3.3.1. Suchbereichseinschränkung

Um unwahrscheinliche Objekt-Mess-Zuordnungen bereits vor der eigentlichen Datenassoziation auszuschließen, wird üblicherweise eine Suchbereichseinschränkung (engl. „Gating“) [6] durchgeführt. In der Datenassoziation werden dann nur noch diejenigen Zuordnungen betrachtet, deren Gating-Wahrscheinlichkeit größer einer vorgegebenen Mindestwahrscheinlichkeit ist. Die Prüfung, ob eine vorliegende Messung in den Suchbereich eines Objekts fällt, wird auch als Gating-Test bezeichnet.

Ausgehend von den zu Gleichung 3.42 getroffenen Annahmen, lässt sich ein Bereich im Messraum angeben, in dem Messungen mit einer durch eine Konfidenzschranke α definierten Wahrscheinlichkeit liegen:

$$V(\alpha) := \left\{ z_j : d_{\mathrm{MH}}(x_i, z_j)^2 < \alpha \right\}. \tag{3.43}$$

Der durch Gleichung 3.43 definierte Bereich wird Bestätigungsbereich genannt. Für eine vorgegebene Gating-Wahrscheinlichkeit P_G muss nun die passende Konfidenzschranke bestimmt werden, so dass eine Messung z_j mit der vorgegebenen Wahrscheinlichkeit im Bestätigungsbereich liegt:

$$P_G := P\left\{ z_j \in V(\alpha) \right\}. \tag{3.44}$$

Da die zur Berechnung der Mahalanobis-Distanz verwendeten Zufallsvariablen laut Annahme normalverteilt sind, entspricht die quadrierte Mahalanobis-Distanz einer Chi-Quadratverteilung mit dem Freiheitsgrad m, wobei m die Dimension des Messraums ist. Damit ergibt sich die gesuchte Konfidenzschranke α wie folgt aus der Inversen der kumulativen Chi-Quadrat-Verteilung:

$$\alpha = F^{-1}_{\chi^2}(P_G \mid m) = \left\{ \alpha : F_{\chi^2}(\alpha \mid m) = P_G \right\}. \tag{3.45}$$

Dabei ist P_G die vorgegebene Gating-Wahrscheinlichkeit und $F_{\chi^2}(\alpha \mid m)$ ist der Wert der kumulativen Chi-Quadrat-Verteilung mit m Freiheitsgraden für die Konfidenz α. Die Abbildung 3.2 zeigt diesen Zusammenhang.

m	α ($P_G = 0{,}683$)	α ($P_G = 0{,}955$)	α ($P_G = 0{,}997$)
1	1,0	4,0	8,8
2	2,3	6,2	11,6
3	3,5	8,0	13,9

Tab. 3.1.: Wahl der Konfidenzschranke α in Abhängigkeit der Anzahl an Messdimensionen m für die Gating-Wahrscheinlichkeiten $P_G = 0{,}683$, $P_G = 0{,}955$ und $P_G = 0{,}997$ (entspricht den 1σ-, 2σ- und 3σ-Bereichen).

Es wird angenommen, dass Sensormessungen mit einer vorgegebenen Gating-Wahrscheinlichkeit im Bestätigungsbereich liegen. Eine Messung z_j fällt genau dann in den Bestätigungsbereich des Objekts x_i, wenn die folgende Ungleichung erfüllt ist:

$$d_{\mathrm{MH}}(x_i, z_j)^2 < \alpha. \tag{3.46}$$

Gleichung 3.46 entspricht dem gesuchten Gating-Test. Tabelle 3.1 gibt Werte der Konfidenzschranke für typische Gating-Wahrscheinlichkeiten und Anzahl an Messdimensionen an.

Ausgehend von den obigen Betrachtungen wird eine Suchbereichs- oder Gating-Matrix $\mathcal{G} \in \{0,1\}^{N\times M}$ (Anzahl der Objektschätzungen N, Anzahl der Messungen M) definiert:

$$\mathcal{G}(i,j) := \begin{cases} 1, & \text{falls } d_{\mathrm{MH}}(x_i, z_j)^2 < \alpha, \\ 0, & \text{sonst,} \end{cases} \qquad i = 1,\ldots,N, \quad j = 1,\ldots,M. \tag{3.47}$$

3.3.2. Nichtbayessche Datenassoziation

Ein bekanntes nichtbayessches Datenassoziationsverfahren ist das einfache Nächste-Nachbar-Verfahren (engl. „Nearest Neighbour Standard Filter“, NNSF). Es stellt eines der einfachsten Datenassoziationsverfahren dar. Beim NNSF wird der Objektschätzung die Messung mit dem geringsten Abstand zugeordnet. Als Vergleichsmaß wird die Mahalanobis-Distanz verwendet. Werden mehrere Objekte verfolgt, so wird die NNSF-Assoziation nacheinander für jedes dieser Objekte ausgeführt. Dabei können bereits zugewiesene Messungen von weiteren Assoziationen ausgeschlossen werden.

Das Problem des Verfahrens ist, dass es mit einiger Wahrscheinlichkeit nicht die richtige Messung auswählt. Dies liegt daran, dass die vom Filter berechnete Schätzfehlerkovarianz nicht die Möglichkeit einer Fehlzuweisung erfasst. Die Zuweisung der gleichen Messung zu verschiedenen Objekten kann zu weiteren Fehlern führen. Schließt man Mehrfachzuweisungen aus, so ist das Endergebnis abhängig von der Abarbeitungsreihenfolge der Objekte.

Das globale Nächste-Nachbar-Verfahren (engl. „Global Nearest Neighbour“, GNN) wurde als echtes Mehrobjekt-Zuweisungsverfahren entwickelt und ist ein weiteres nichtbayessches Datenassoziationsverfahren. Im Gegensatz zum NNSF-Verfahren trifft es die Assoziationsentscheidungen mit Hilfe eines globalen Optimierungskriteriums. Dazu wird das Assoziationsproblem als Minimierungsproblem der folgenden Art dargestellt: Für die zuvor

bestimmten Mahalanobisdistanzen $d_{\mathrm{MH}}(x_i, z_j)$ wird eine Zuweisungsmatrix $\mathcal{A}^{N\times M}$ mit Elementen $a_{ij} \in \{0, 1\}$ gesucht, so dass die Kostenfunktion

$$C = \sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{M} a_{ij} \cdot d_{\mathrm{MH}}(x_i, z_j) \tag{3.48}$$

unter den Bedingungen

$$\sum_{i} a_{ij} = 1 \,\forall j, \tag{3.49}$$

$$\sum_{j} a_{ij} = 1 \,\forall i \tag{3.50}$$

minimiert wird [9, S. 342]. Eine bekannte Umsetzung des GNN-Verfahrens ist der Munkres-Algorithmus [57].

Mit dem GNN-Verfahren wird zwar in Bezug zur Mahalanobis-Distanz eine global optimale Zuweisung gefunden, dies führt jedoch auch dazu, dass Störmessungen als tatsächliche Messungen interpretiert werden und dadurch die Genauigkeit der Objektschätzung wie beim NNSF überschätzt wird.

3.3.3. Bayessche Datenassoziation

Den bayesschen Datenassoziationsverfahren liegt die folgende bedingte Verteilungsdichte eines Objekts x_i zugrunde:

$$p(x_{i,k} \mid Z_{1:k}^{M_1:M_k}). \tag{3.51}$$

Dabei steht

$$Z_{1:k}^{M_1:M_k} := \left\{Z_1^{M_1}, \ldots, Z_k^{M_k}\right\} \tag{3.52}$$

für die Menge aller Messdatensätze der Zeitpunkte $1, \ldots, k$ und

$$Z_k^{M_k} := \{z_{1,k}, \ldots, z_{M_k,k}\} \tag{3.53}$$

für den Messdatensatz des Zeitpunkts k mit der Menge aller im Suchbereich von Objekt x_i liegenden Messungen $z_{j,k}$, $j = 1, \ldots, M_k$.

In den Verfahren des vorigen Abschnitts ist die Verteilungsdichte eines Objekts nur durch eine einzige zugewiesene Messung z_k pro Zeitschritt bedingt:

$$p(x_{i,k} \mid Z_{1:k}) \tag{3.54}$$

mit

$$Z_{1:k} := \{Z_1, \ldots, Z_k\}, \tag{3.55}$$

$$Z_k := \{z_k\}. \tag{3.56}$$

Im Gegensatz zu den nichtbayesschen Datenassoziationsverfahren besteht das bayessche Datenassoziationsproblem nicht nur in der Zuordnung der „richtigen“ Messung, sondern in der wahrscheinlichkeitsgewichteten Zuordnung verschiedener potentieller Messungen zu den jeweiligen Objekten.

Nach Gleichung 3.51 beinhaltet die Zustandsschätzung eines Objekts $x_{i,k}$ auch die Assoziationsentscheidungen aller vorhergehenden Zeitschritte. Optimale bayessche Datenassoziationsverfahren, wie z. B. das „Multiple Hypotheses Tracking“ (MHT) [68, 69], berücksichtigen für die Objektschätzung tatsächlich alle möglichen Zuweisungen aller bisherigen Zeitschritte. Diese Verfahren sind jedoch sehr speicher- und rechenintensiv. Um die Wahrscheinlichkeiten überhaupt berechnen zu können, müssen zusätzliche Reduktionsstrategien angewendet werden, die die unwahrscheinlichsten Hypothesen verwerfen. Die in dieser Arbeit betrachteten Assoziationsverfahren berechnen die Assoziationswahrscheinlichkeiten hingegen nur aufgrund des aktuellsten Messdatensatzes $Z_k^{M_k}$ und den bereits in der Zustandshistorie $x_{i,k-}$ subsumierten früheren Assoziationsentscheidungen. Einmal getroffene Assoziationsentscheidungen für ein Objekt x_i werden also nicht mehr revidiert. Für diese Verfahren wird somit nur Speicherplatz für die aktuellen Schätzwerte sowie den aktuellen Messdatensatz benötigt. Daher eignen sich die beschriebenen Verfahren auch zur Umsetzung auf Systemen mit beschränkter Speichergröße. Diese Verfahren werden aufgrund der nicht vollständig verwendeten Informationen als suboptimale Verfahren bezeichnet.

Wahrscheinlichkeitsbasierte Datenassoziation

Die wahrscheinlichkeitsbasierte Datenassoziation (engl. „Probabilistic Data Association“, PDA) [3, 6], wurde zur Verfolgung eines einzelnen Objekts in einer örtlich gestörten Umgebung entwickelt. Dabei wird davon ausgegangen, dass der Sensor mit einiger Wahrscheinlichkeit Störmessungen (engl. „Clutter“) liefert.

Zur Berechnung der Assoziationswahrscheinlichkeiten werden die folgenden Annahmen getroffen:

- Eine Messung kann von einem bereits verfolgten Objekt stammen (Detektion).
- Eine Messung kann eine Störung sein (Fehldetektion).
- Eine Messung kann von einem neuen, bisher noch nicht verfolgten Objekt stammen.
- Ein Objekt kann nicht beobachtet worden sein (Nichtdetektion).

Mit Hilfe der folgenden Definition von Mess-Objekt-Zuweisungen $\theta_{i\leftrightarrow j}$ können die obigen Annahmen vollständig beschrieben werden:

$$\theta_{i\leftrightarrow j} := \begin{cases} \text{Dem Objekt } x_i \text{ wird Messung } z_j \text{ zugewiesen,} & j = 1,\ldots,M_k, \\ \text{Dem Objekt } x_i \text{ wird keine der } M_k \text{ Messungen zugewiesen,} & j = 0. \end{cases} \tag{3.57}$$

Die Zuweisungen schließen sich gegenseitig aus und sind vollständig, so dass mit der Definition der Zuweisungswahrscheinlichkeit

$$\beta_{ij} := p(\theta_{i\leftrightarrow j} \mid Z_{1:k}^{M_1:M_k}) \tag{3.58}$$

für ein gegebenes Objekt x_i gilt:

$$\sum_{j=0}^{M_k} \beta_{ij} = 1. \tag{3.59}$$

Durch Anwendung des Theorems der totalen Wahrscheinlichkeit, bezogen auf die Zuweisungen, ergibt sich die a-posteriori-Wahrscheinlichkeitsdichte des Objekts x_i zu:

$$p(x_{i,k} \mid Z_{1:k}^{M_1:M_k}) = \sum_{j=0}^{M_k} p(x_{i,k} \mid \theta_{i\leftrightarrow j}, Z_{1:k}^{M_1:M_k}) \cdot \beta_{ij}. \tag{3.60}$$

Die Aktualisierung entspricht also einer mit den Zuweisungswahrscheinlichkeiten β_{ij} gewichteten Summe der a-posteriori-Wahrscheinlichkeitsdichten, welche sich durch Zuweisung der jeweiligen Messung z_j (bzw. keiner Zuweisung im Falle $j = 0$) ergeben würden.

Über den Satz von Bayes wird die bedingte Wahrscheinlichkeit einer Zuweisung $\theta_{i\leftrightarrow j}$ folgendermaßen berechnet:

$$\begin{aligned}
\beta_{ij} &= p(\theta_{i\leftrightarrow j} \mid Z_{1:k}^{M_1:M_k}) && (3.61)\\
&= p(\theta_{i\leftrightarrow j} \mid Z_k^{M_k}, Z_{1:k-1}^{M_1:M_{k-1}}) && (3.62)\\
&= \frac{1}{c} p(Z_k^{M_k} \mid \theta_{i\leftrightarrow j}, Z_{1:k-1}^{M_1:M_{k-1}}) p(\theta_{i\leftrightarrow j} \mid Z_{1:k-1}^{M_1:M_{k-1}}). && (3.63)
\end{aligned}$$

Dabei ist c eine Normalisierungskonstante.

Um die Zuweisungswahrscheinlichkeit von Objekt x_i und aller Messungen z_j zu berechnen, muss also zunächst die bedingte Wahrscheinlichkeit des Messdatensatzes bestimmt werden:

$$p(Z_k^{M_k} \mid \theta_{i\leftrightarrow j}, Z_{1:k-1}^{M_1:M_{k-1}}), \quad j = 0, \ldots, M_k. \tag{3.64}$$

Dieser Term beinhaltet üblicherweise die Wahrscheinlichkeit von Fehlmessungen und die Messwahrscheinlichkeit der gewählten Zuordnung.

Der zweite zu bestimmende Term entspricht der a-priori-Assoziationswahrscheinlichkeit:

$$p(\theta_{i\leftrightarrow j} \mid Z_{1:k-1}^{M_1:M_{k-1}}), \quad j = 0, \ldots, M_k. \tag{3.65}$$

Darin werden üblicherweise die Gating-Wahrscheinlichkeiten P_G und die Detektionswahrscheinlichkeiten P_D der Zuordnung berücksichtigt.

Auf eine explizite Ausführung zur Berechnung dieser Terme wird an dieser Stelle verzichtet und auf [6] verwiesen.

Wahrscheinlichkeitsbasierte Datenassoziation mit Verbundwahrscheinlichkeiten

Das PDA-Verfahren beruht, wie auch das NNSF-Verfahren, auf der Annahme der Existenz eines einzigen Objekts. Wird das Verfahren zur Verfolgung mehrerer Objekte angewendet, so ergeben sich zu hohe Assoziationswahrscheinlichkeiten falls eine Messung im Suchbereich mehrerer benachbarter Objekte liegt. Zur Lösung dieses Problems wurde die wahrscheinlichkeitsbasierte Datenassoziation mit Verbundwahrscheinlichkeiten (engl. „Joint Probabilistic Data Association“, JPDA) [32] entwickelt. Darin werden die Zuweisungswahrscheinlichkeiten nicht jeweils nur für einzelne Objekte berechnet, sondern gemeinsam für alle Objekte. Dadurch teilen sich die Assoziationswahrscheinlichkeiten von Messungen im Suchbereich mehrerer Objekte auf die möglichen Mess-Objekt-Zuweisungen auf und werden nicht mehr überschätzt.

Die Annahmen für gültige Zuweisungen der Messungen z_j, $j = 1,\ldots,M_k$ zu den x_i, $i = 1,\ldots,N_k$ Objekten sind folgendermaßen definiert:

$$\theta_{j\to i} := \begin{cases} \text{Die Messung } z_j \text{ wird dem Objekt } x_i \text{ zugewiesen,} & i = 1,\ldots,N_k, \\ \text{Die Messung } z_j \text{ wird keinem Objekt zugewiesen,} & i = 0. \end{cases} \tag{3.66}$$

Der Kern des JPDA-Algorithmus ist die Aufzählung und Auswertung aller gültigen Zuweisungen. Eine Zuweisungshypothese χ wird dabei folgendermaßen interpretiert:

$$\chi := \left\{\theta_{1\to i_1}, \theta_{2\to i_2}, \ldots, \theta_{M_k\to i_{M_k}}\right\}, \quad i_1 \in \{0,\ldots,N_k\}, \ldots, i_{M_k} \in \{0,\ldots,N_k\}. \tag{3.67}$$

Pro Hypothese wird also jeweils für alle Messungen eine Assoziationsentscheidung getroffen, die jeder Messung ein Objekt (oder kein Objekt) zuordnet.

Eine beliebige Hypothese χ kann äquivalent in Form einer Matrix $\mathcal{A}(\chi)$ der Dimension $(N_k + 1) \times (M_k)$ angegeben werden:

$$\mathcal{A}(\chi) := \left[a_{ij}(\chi)\right]_{i=0,1,\ldots,N_k,\ j=1,\ldots,M_k}. \tag{3.68}$$

Die Werte der Elemente $a_{ij}(\chi)$ stehen dabei für:

$$a_{ij}(\chi) := \begin{cases} 1, & \text{die Zuweisung } \theta_{j\to i} \text{ wird in } \chi \text{ angenommen,} \\ 0, & \text{die Zuweisung } \theta_{j\to i} \text{ wird in } \chi \text{ nicht angenommen.} \end{cases} \tag{3.69}$$

Um alle möglichen Matrizen bzw. die äquivalenten Hypothesen aufzählen zu können, wird eine erweiterte Gating-Matrix $\mathcal{G}_E$ mit Elementen $g_{ij} \in \{0, 1\}$ aufgestellt:

$$\mathcal{G}_E := \left[g_{ij}\right]_{i=0,1,\ldots,N_k,\ j=1,\ldots,M_k}. \tag{3.70}$$

Für die Indizes $i = 1,\ldots,N_k$ und $j = 1,\ldots,M_k$ entspricht die Matrix der normalen Gating-Matrix $\mathcal{G}$ und gibt an, welche Messungen z_j in den Suchbereichen der Objekte x_i liegen. Die zusätzliche Spalte $i = 0$ gibt die Möglichkeit an, dass eine Messung keinem Objekt zugeordnet wird, also einer Fehlmessung bzw. Störung entspricht. Diese Möglichkeit wird für alle Messungen standardmäßig angenommen, also gilt $g_{0j} = 1\,\forall j$. Gleichung 3.71 zeigt ein Beispiel einer solchen erweiterten Gating-Matrix $\mathcal{G}_E$:

$$\mathcal{G}_E = \underbrace{\begin{matrix} 0 & 1 & 2 \end{matrix}}_{i} \begin{matrix} \\ \\ \\ \end{matrix} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{matrix} 1 \\ 2 \\ 3 \end{matrix} \Bigg\}_{j}. \tag{3.71}$$

In diesem Beispiel beträgt die Anzahl der Objekte $N_k = 2$ und die Anzahl der Messungen $M_k = 3$. Für Objekt x_1 liegen die Messungen z_1 und z_2 im Suchbereich, für Objekt x_2 die Messungen z_2 und z_3. Die erste Spalte stellt die Zuweisungsmöglichkeit jeder Messung als Fehlmessung dar.

Mit Hilfe der erweiterten Gating-Matrix können nun beliebige Assoziationshypothesen aufgezählt werden. Die Aufzählung dieser Hypothesen wird durch die Annahmen des JPDA-Verfahrens folgendermaßen eingeschränkt:

- Einem Objekt x_i, $i \neq 0$ darf in einer Hypothese maximal eine Messung z_j zugeordnet werden.
- Eine Messung z_j darf in einer Hypothese höchstens einem Objekt x_i zugeordnet werden.
- In jeder Hypothese muss jede Messung z_j einem Objekt x_i zugeordnet werden.

Ausgehend von den Annahmen des JPDA-Verfahrens und der erweiterten Gating-Matrix, kann ein rekursiver Algorithmus zur Aufzählung aller möglichen Hypothesen angegeben werden. Gleichung 3.72 zeigt eine mögliche (nicht erschöpfende) Aufzählung von Assoziationshypothesen χ:

$$\chi_1 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad \chi_2 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad \chi_3 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad \dots \tag{3.72}$$

In der Hypothese χ_1 werden beispielsweise Objekt x_1 und Messung z_1 sowie Objekt x_2 und Messung z_2 assoziiert. Messung z_3 wird darin als Störmessung aufgefasst.

Analog zu Gleichung 3.63 ergibt sich die bedingte Wahrscheinlichkeit einer beliebigen Hypothese durch Anwendung der Regel von Bayes:

$$p(\chi \mid Z_{1:k}^{M_1:M_k}) = p(\chi \mid Z_k^{M_k}, Z_{1:k-1}^{M_1:M_{k-1}}) \tag{3.73}$$

$$= \frac{1}{c} p(Z_k^{M_k} \mid \chi, Z_{1:k-1}^{M_1:M_{k-1}}) p(\chi \mid Z_{1:k-1}^{M_1:M_{k-1}}). \tag{3.74}$$

Dabei ist c wieder eine Normalisierungskonstante. Der Unterschied zum PDA-Verfahren ergibt sich dadurch, dass die Wahrscheinlichkeiten nicht mehr getrennt über die Zuweisungen zu einem Objekt x_i berechnet werden, sondern über alle Zuweisungshypothesen, in denen jeweils alle Objekte und Messungen berücksichtigt werden. Die in Gleichung 3.74 zu bestimmenden Terme entsprechen im Wesentlichen denen aus Gleichung 3.63. Auf eine explizite Erläuterung dieser Terme wird hier wiederholt verzichtet und auf [32] verwiesen.

Die normierten Assoziationswahrscheinlichkeiten β_{ij} für ein gegebenes Objekt x_i und eine gegebene Messung z_j können nun aus den oben hergeleiteten Hypothesenwahrscheinlichkeiten gewonnen werden:

$$\beta_{ij} := \sum_{l=1}^{N_\chi} p(\chi \mid Z_{1:k}^{M_1:M_k}) \cdot a_{ij}(\chi), \quad i = 1, \dots, N_k, \quad j = 1, \dots, M_k. \tag{3.75}$$

Es wird also die Summe genau jener Hypothesenwahrscheinlichkeiten gebildet in denen die Zuweisung $\theta_{j \to i}$ angenommen wird.

Die Berechnung aller disjunkter Hypothesen führt zu einer Aufteilung der Zuordnungswahrscheinlichkeiten, falls eine Messung im Suchbereich mehrerer Objekte liegt. Da in jeder Hypothese genau eine Zuweisung $\theta_{j \to i}$ einer gegebenen Messung vorhanden ist und sich die Hypothesenwahrscheinlichkeiten insgesamt durch Normierung zu Eins summieren, sum-

miert sich auch die Zuweisungswahrscheinlichkeit der jeweiligen Messung über alle Objekte zu Eins:

$$\sum_{i=0}^{N} \beta_{ij} = 1, \quad j = 1, \ldots, M_k. \tag{3.76}$$

Die Wahrscheinlichkeit der Messzuweisung teilt sich also, falls die Messung in den Suchbereichen mehrerer Objekte liegt, auf diese Objekte auf.

Kapitel 4.

Systemarchitektur für den Fahrzeugseitenschutz

In diesem Kapitel wird die Systemarchitektur des Systems zum Fahrzeugseitenschutz vorgestellt. Das Ziel des Systems ist die Erkennung eines bevorstehenden Unfalls bereits einige Millisekunden vor dem Kollisionszeitpunkt und die Aktivierung von Schutzsystemen, um die Unfallfolgen der Fahrzeuginsassen zu reduzieren.

Zur Umfelderfassung werden vier Nahbereichsradarsensoren mit großem Winkelerfassungsbereich verwendet. Zum Verständnis der weiteren Untersuchungen wird im Abschnitt 4.1 zunächst die grundlegende Funktionsweise automobiler Radarsensoren erklärt. Die Spezifikationen der in dieser Arbeit verwendeten Sensoren sind im Abschnitt 4.2 aufgeführt.

Durch geeigneten Fahrzeugeinbau der Sensoren können nicht nur die Fahrzeugseiten, sondern das gesamte Fahrzeugumfeld überwacht werden. Damit soll eine durchgängige 360°-Objektverfolgung rund um das Fahrzeug ermöglicht werden, die über das vorgestellte System hinaus als Grundlage für neuartige Fahrerassistenz- und Fahrzeugsicherheitssysteme genutzt werden kann.

Im Abschnitt 4.3 werden die seitlichen Testfälle zur europäischen Neuwagensicherheit vorgestellt, deren Erkennung die Mindestanforderung an das System darstellt.

Der konkrete Versuchsaufbau und dessen Erfassungsbereich wird im Abschnitt 4.4 beschrieben und analysiert.

4.1. Funktionsweise automobiler Radarsensoren

Der Begriff Radar (engl. „Radio Detection and Ranging“) bezeichnet im Allgemeinen Verfahren zur Ortung sowie zur Abstands- und Geschwindigkeitsmessung von Objekten auf der Basis elektromagnetischer Wellen. Ursprünglich wurden Radarsensoren zur militärischen und zivilen See- und Luftüberwachung über weite Entfernungen eingesetzt. Laut [88] unterscheiden sich die Anforderungen an die automobile Radartechnik durch „kleinere Abstände, kleinere Dopplerfrequenzen, hohe Mehrzielfähigkeit, geringe Baugröße [und] erheblich geringere Kosten“ stark von den ursprünglichen Anwendungen.

Man unterscheidet bei Radarsensoren im Automobilbereich aufgrund ihres Entfernungsmessbereiches zwischen Nahbereichsradarsensoren mit einer Reichweite von 30 m bis 60 m und Fernbereichsradarsensoren mit einer Reichweite von mehr als 100 m.

In den vergangenen Jahrzehnten konzentrierten sich die Forschungsaktivitäten von Radarentwicklungen in der Automobilindustrie auf die Frequenzbänder um 17 GHz, 24 GHz,

35 GHz, 49 GHz, 60 GHz und 77 GHz [74]. Aktuelle Arbeiten untersuchen Technologien zur Nutzung des 79 GHz-Frequenzbandes [74]. Derzeit sind jedoch noch keine kommerziellen Radarsensoren verfügbar, die in diesem Frequenzband arbeiten.

Im folgenden Überblick über die Funktionsweise automobiler Radarsensoren wird nur so weit auf die verschiedenen Verfahren eingegangen, wie es zum Verständnis der nachfolgenden Kapitel erforderlich ist. Einen wesentlich umfassenderen Einblick liefern [54, 67, 75]. Das Buch [88] beschreibt detailliert die Umsetzung verschiedener Radarsensorkonzepte im Automobilbereich.

Radarsensoren senden gebündelte elektromagnetische Wellen aus, welche von verschiedenen Objekten reflektiert und wieder vom Sensor empfangen werden. Verschiedene Sensortypen verwenden entweder dieselbe Antenne zum Senden und Empfangen oder getrennte Antennen. Um Informationen wie Entfernung und Geschwindigkeit von Objekten extrahieren zu können, müssen dem Wellenzug Informationen zur Wiedererkennung und zur Analyse des zeitlichen Bezugs hinzugefügt werden. Im Sendefall spricht man von Modulation, im Empfangsfall von Demodulation. Die ausgesendete Strahlung lässt sich allgemein als harmonische Wellenfunktion beschreiben [88, S. 126]:

$$A(t) = A_0 \cos(2\pi f_0 t + \psi_0). \tag{4.1}$$

Demnach lässt sich der Wellenzug über die drei Variablen Amplitude A_0, Frequenz f_0 und Phase ψ_0 modulieren. Die nachfolgend vorgestellten Verfahren unterscheiden sich anhand der verwendeten Modulationstechniken.

Eine weitere Eigenschaft elektromagnetischer Wellen, die man sich in der Radartechnik zu Nutze macht, ist der Dopplereffekt. Wenn sich Sender und Empfänger relativ zueinander bewegen, erfährt das Signal eine Frequenzverschiebung f_d [75, 1.10]:

$$f_d = \frac{2\dot{r}}{\lambda}. \tag{4.2}$$

Dabei ist $\dot{r}$ die relative Geschwindigkeit zwischen Objekt und Radarsensor und λ die Radarwellenlänge.

Das am einfachsten zugängliche Verfahren ist das Puls-Doppler-Verfahren. Es gehört zur Gruppe der Amplitudenmodulationsverfahren. Hierbei werden in wiederkehrenden Zeitabständen Pulse mit einer Länge τ_p im Nanosekundenbereich ausgesendet. Abbildung 4.1 (a) zeigt einen solchen Puls. Über den Laufzeitunterschied zwischen Senden und Empfangen des Pulses kann die Entfernung und über die Frequenzverschiebung die Geschwindigkeit des Objekts ermittelt werden. Um Überreichweiten auszuschließen, wird solange mit dem Aussenden eines neuen Pulses gewartet, bis sicher keine Signale aus früheren Messungen mehr empfangen werden können. Alternativ dazu kann die zeitliche Abfolge der Pulse mit Hilfe von Pseudo-Random-Verfahren variiert werden.

Weitere übliche Radarverfahren nutzen die Frequenzmodulation zur Entfernungs- und Geschwindigkeitsmessung. Dabei wird das empfangene Signal mit dem Sendesignal multipliziert und ausgewertet. Diese Signalmultiplikation wird auch als „Mischen“ bezeichnet.

Bei der Frequenzumtastung (engl. „Frequency Shift Keying“, FSK) wird die Frequenz f_0 des Sendesignals nach einer Zeit Δt um die Frequenzdifferenz Δf verändert. Dadurch ergibt sich ein treppenförmiger Frequenzverlauf, wie er in Abbildung 4.1 (b) dargestellt ist. Aus dem Phasenunterschied des Sende- und Empfangssignals kann der Objektabstand ermittelt

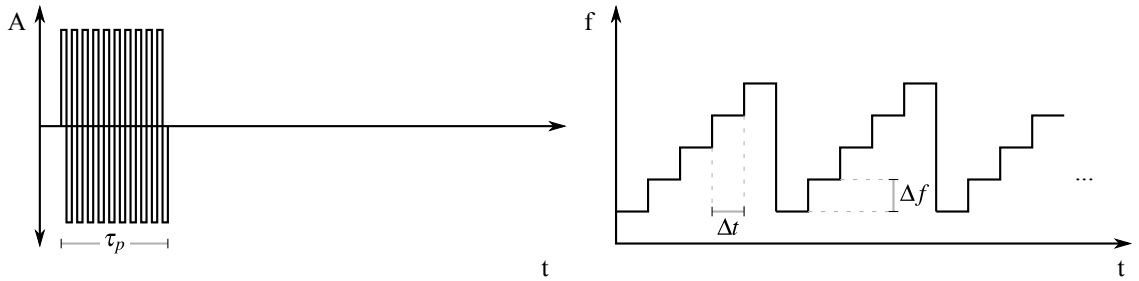


Abb. 4.1.: Radarmodulationsverfahren zur simultanen Entfernungs- und Geschwindigkeitsmessung: (a) Pulsmodulation, (b) Frequency Shift Keying (FSK).

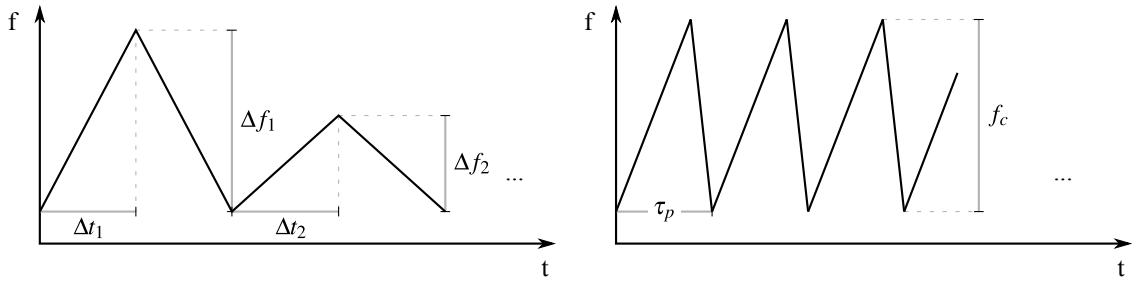


Abb. 4.2.: Radarmodulationsverfahren zur simultanen Entfernungs- und Geschwindigkeitsmessung: (a) Frequency Modulated Continuous Wave (FMCW), (b) Chirp Sequence Modulation.

werden, während die Sendefrequenz konstant ist. Die ermittelte Entfernung ist jedoch noch nicht eindeutig. Durch gezielte Variation der Sendefrequenz durch mehrere Frequenzsprünge, wird die Mehrdeutigkeit aufgelöst. Über die Dopplerverschiebung wird die Relativgeschwindigkeit des Objekts ermittelt.

Beim frequenzmodulierten Dauerstrichverfahren (engl. „Frequency Modulated Continuous Wave“, FMCW) wird die Frequenz f_0 des Sendesignals linear variiert (steigende oder fallende Frequenzrampe). Das abgetastete Empfangssignal ist eine Linearkombination aus Entfernung und Dopplergeschwindigkeit, so dass die beiden gesuchten Messwerte daraus nicht eindeutig bestimmt werden können. Diese Mehrdeutigkeit zeigt sich in einem Entfernungs-/Geschwindigkeitsdiagramm (auch „r-v-Diagramm“) als eine Gerade mit einer Steigung m_1. Wird die Messung mit einer anderen Rampensteigung wiederholt, so ergibt sich wieder eine Gerade im r-v-Diagramm mit einer anderen Steigung m_2. Unter der Annahme, dass es sich um dasselbe Objekt handelt, lassen sich die gewünschten Messgrößen – Entfernung und Geschwindigkeit – nun durch das Lösen eines linearen Gleichungssystems bestimmen. Bei mehreren Objekten gibt es jedoch immer noch Mehrdeutigkeiten. Diese können durch eine oder mehrere weitere Rampen mit unterschiedlichen Frequenzänderungen aufgelöst werden. Abbildung 4.2 (a) zeigt die Frequenzform des Verfahrens für zwei Rampen (jeweils steigend und fallend) mit unterschiedlichen Steigungen.

Bei der „Chirp Sequence Modulation“ (auch „Multi Chirp“, Pulskompression) werden im Vergleich zur Pulsmodulation wesentlich längere Sendepulse der Dauer τ_p ausgesendet, die pulsintern in der Frequenz oder Phase moduliert sind [54, 2-42]. Der Rampenhub wird

mit f_c bezeichnet. Die Pulse werden für die Länge der Gesamtmessdauer T_M insgesamt n-mal gleichförmig ausgesendet. Abbildung 4.2 (b) zeigt ein Beispiel eines solchen frequenzmodulierten Signals. Die Messdaten eines Pulses werden fouriertransformiert. Aufgrund der kurzen Rampendauer ist die Dopplerverschiebung innerhalb der Rampendauer nicht relevant, so dass dadurch der Abstandswert von Objekten eindeutig bestimmt werden kann [88, S. 139]. Eine zweite Fouriertransformation über die komplexen Werte der Abstandszellen liefert die Dopplerfrequenzen der Abstandswerte. Das Ergebnis entspricht einem zweidimensionalen Spektrum, welches aus den Elementarzellen

$$\Delta r = \frac{c}{f_c}, \quad \Delta \dot{r} = \frac{c}{f_0 T_M} \tag{4.3}$$

besteht [88, 139]. Die obigen Formeln zeigen bereits die allgemein gültigen Zusammenhänge der Auflösung von Radarsensoren in Entfernung und Geschwindigkeit. Danach hängt die Entfernungsauflösung nur vom Frequenzhub f_c ab, welcher wiederum direkt die Bandbreite des Signals bestimmt. Die maximal nutzbare Bandbreite wird durch Vorgaben zur Frequenzzulassung festgelegt (vgl. Abschnitt 2.4). Die Geschwindigkeitsauflösung hängt von der Trägerfrequenz f_0 und der Gesamtmessdauer T_M ab. Die zu nutzende Trägerfrequenz ergibt sich ebenfalls aus der Frequenzzulassung. Die Gesamtmessdauer wird durch Anforderungen an den Messzyklus der Sensorik vorgegeben. Bekannte automobile Anwendungen verwenden Sensoren mit Zykluszeiten im Bereich von 40 ms bis 66,7 ms.

Zur genauen Positionsbestimmung erfordern automobile Anwendungen neben der Entfernungsmessung auch die Messung des Objektwinkels in Azimutrichtung bzw. in Bezug zur Sensorhorizontalen. Zur Winkelmessung kommen im Wesentlichen zwei verschiedene Konzepte zum Einsatz: Das scannende Verfahren und das Monopulsverfahren.

Beim scannenden Verfahren wird eine stark bündelnde Sendeantenne oder eine Strahlablenkeinheit mechanisch in verschiedene Azimutrichtungen geschwenkt. Je stärker die Bündelung der Antenne ist, desto stärker ist auch die Fähigkeit der Auflösung verschiedener Objektwinkel. Da sich jedoch die Gesamtmessdauer durch die sequentielle Messung verschiedener Raumrichtungen entsprechend verlängert, wird die realisierbare Winkelauflösung (und/oder Geschwindigkeitsauflösung, s. o.) durch die festgelegte Gesamtmessdauer beschränkt. Abbildung 4.3 (a) zeigt schematisch eine Umsetzung des scannenden Verfahrens. Ein Nachteil des scannenden Verfahrens ergibt sich durch die Verschleißanfälligkeit einer mechanischen Komponente zur Strahlablenkung.

Ein anderes weit verbreitetes Winkelmessverfahren ist das Monopulsverfahren. Häufig wird hierbei eine einfache Antenne zum Senden und eine separate Antenne mit zwei Kanälen zum Empfang verwendet. Aus den Amplituden A_i der beiden Empfangskanäle $i = 1{,}2$ wird ein Summensignal A_Σ und ein Differenzsignal A_Δ gebildet:

$$A_\Sigma = |A_1| + |A_2|, \quad A_\Delta = |A_1| - |A_2|. \tag{4.4}$$

Damit lässt sich der Azimutwinkel einfach aus dem Verhältnis des Differenz- zum Summensignal bestimmen [88, S. 142]. Wird zusätzlich noch die Phase des Signals ausgewertet, so kann ein Gesamtbereich von π eindeutig bestimmt werden. Ohne Phasenauswertung ist der eindeutige Bereich auf $\pi/2$ beschränkt. Das Verfahren liefert fehlerhafte Winkelwerte, falls sich zwei Objekte im selben Winkelbereich befinden [88, S. 142] und auch mit Entfernung

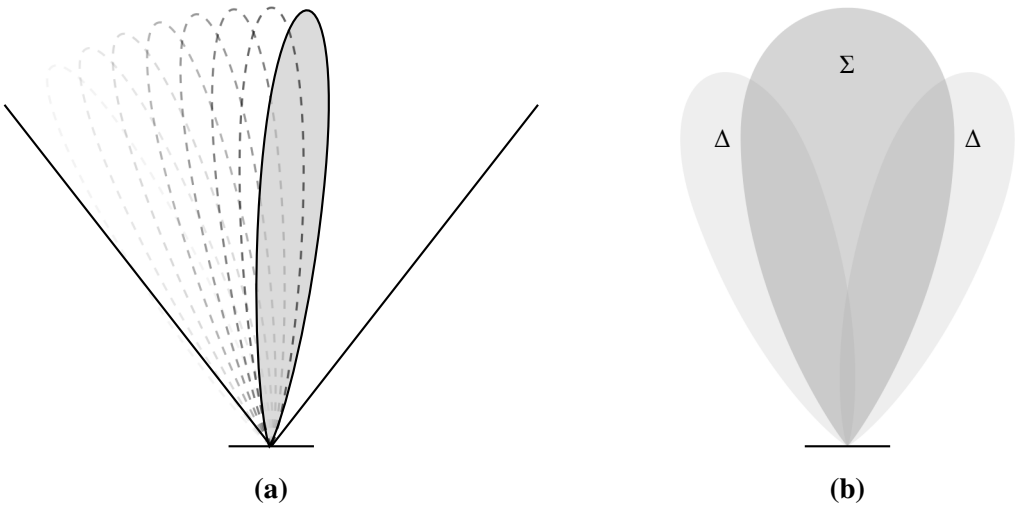


Abb. 4.3.: Verfahren zur Winkelmessung mit Radarsensoren: (a) Scannendes Verfahren, (b) Monopulsverfahren.

und Geschwindigkeit in derselben Auflösungszelle liegen. Daher sollte es mit einer hohen Entfernungs- oder Geschwindigkeitsauflösung kombiniert werden.

Eine Erweiterung des Monopulsverfahrens ist das Mehrstrahler-Konzept. Dafür werden mehrere in unterschiedliche Raumrichtungen orientierte Sende- oder Empfangsantennen verwendet. Sind die Antennen stärker gebündelt als beim Monopulsverfahren und wird derselbe Bereich erfasst, so erhöht sich dadurch die Winkelauflösung. Werden die Signale der Antennen sequentiell ausgewertet, so spricht man von „Sequential Lobing“. Ein solches Verfahren mit mehr als zwei Antennen kombiniert damit die Eigenschaften des scannenden Verfahrens und des Monopulsverfahrens.

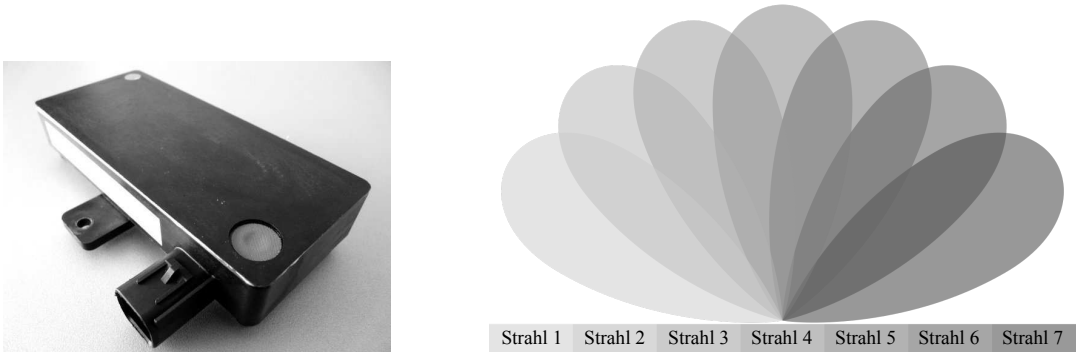
4.2. Sensorspezifikationen

In den folgenden Abschnitten werden die in dieser Arbeit verwendeten umgebungserfassenden Sensoren beschrieben.

4.2.1. Nahbereichsradarsensor

Beim Nahbereichsradarsensor (engl. „Short Range Radar“, SRR) handelt es sich um eine neue Generation eines mehrstrahligen, schmalbandigen Monopuls-FMCW-Radarsensors mit einem Öffnungswinkel von 150° und einer Reichweite von bis zu 60 m. Der Sensor arbeitet im 24 GHz-Frequenzband bei einer Bandbreite von 200 MHz. Abbildung 4.4 (a) zeigt ein Bild des Sensors.

Zur Entfernungs- und Geschwindigkeitsmessung verwendet der Sensor das FMCW-Verfahren. Die Erfassung des großen Winkelbereichs von 0° bis 150° erfolgt über sieben stark gebündelte Sendeantennen mit unterschiedlicher Raumorientierung und zwei schwach gebündelte Empfangsantennen. Die Winkelmessung des Sensors entspricht der Kombination einer elektronisch schwenkbaren Sendeantenne mit einer Empfangsantenne zur Phasenmonopuls-Winkelbestimmung. Die Sendeantennen werden jeweils sequentiell aktiviert, um Ob-



(a) **(b)**

Abb. 4.4.: (a) Mehrstrahl-FMCW-Nahbereichsradarsensor. (b) Die 7 überlappenden Sendeantennen des Sensors.

jekte in der Raumrichtung des jeweiligen Sendestrahls detektieren zu können. Bei der Winkelbestimmung mit dem Monopuls-Verfahren über einen derart großen Winkelbereich ergeben sich Mehrdeutigkeiten, welche vom Sensor jedoch durch Kenntnis der aktuellen Raumsenderichtung eindeutig aufgelöst werden. Abbildung 4.4 (b) zeigt die erfassbaren Winkelbereiche der verschiedenen Antennen. Es sind jeweils schematisch deren 3 dB-Erfassungsbereiche dargestellt. Die Skizze zeigt, dass sich nebeneinander liegende Sendestrahlen überlappen. Damit ist es möglich, dasselbe Objekt in mehreren Sendestrahlen zu erfassen.

Die interne Radarsignalverarbeitung wurde vom Sensorhersteller implementiert. Das Verarbeitungsprinzip ist ähnlich zu dem in [38, 66] vorgestellten Verfahren. Nach Abtastung der Wellenform werden aus dem fouriertransformierten Signal Objektdetektionen extrahiert. Anschließend erfolgt die Auflösung der beim FMCW-Verfahren gegebenen Geschwindigkeits-/Entfernungsmehrdeutigkeiten und die Bestimmung der Objektwinkel. Das Ergebnis dieser Signalverarbeitung wird in Form einer Messdatenliste über einen CAN-Bus zur Verfügung gestellt. Die Liste enthält die Messgrößen Entfernung, Winkel und Radialgeschwindigkeit jedes detektierten Objekts. Je nach Umgebung werden von den Sensoren bis zu 30 Objekte detektiert und übermittelt. Das Aktualisierungsintervall der Daten beträgt 40 ms. Tabelle 4.1 zeigt nochmals die Sensoreigenschaften.

4.2.2. Mehrmodusradarsensor

Beim Mehrmodusradarsensor (engl. „Multi Mode Radar“, MMR) handelt es sich um einen Fernbereichsradarsensor mit separater Nahbereichsabtastung. Der Sensor arbeitet im Frequenzbereich von 76 GHz bis 77 GHz mit einer Bandbreite von 187 MHz [88, S. 160]. Der Winkelerfassungsbereich im Fern- bzw. Nahbereich beträgt 18° bzw. 56° und die maximale Reichweite beträgt 200 m bzw. 60 m. Abbildung 4.5 zeigt eine Skizze des Sensors.

Zur Entfernungs- und Geschwindigkeitsmessung verwendet der Sensor das Verfahren der „Chirp Sequence Modulation“. Die Winkelmessung erfolgt mittels eines mechanisch scannenden Verfahrens. Der stark gebündelte Sendestrahl wird dabei jeweils in unterschiedliche Raumrichtungen abgelenkt. Den empfangenen Signalen kann dadurch direkt ein Raumwinkel zugeordnet werden.

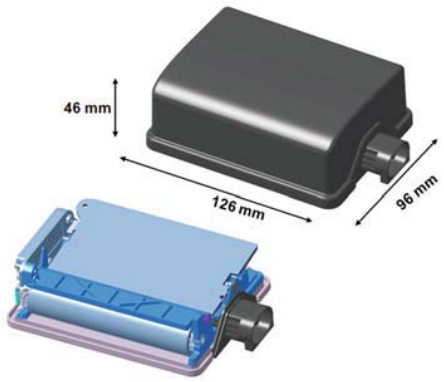


Abb. 4.5.: Skizze des Mehrmodusradarsensors (aus [88]).

Die interne Signalverarbeitung wurde vom Sensorhersteller implementiert. Die verarbeiteten Daten werden in Form einer Messdatenliste über eine USB-Schnittstelle zur Verfügung gestellt. Die Liste enthält die Messgrößen Entfernung, Winkel und Radialgeschwindigkeit jedes Objekts. Es werden bis zu 32 Objekte im Nah- und 64 Objekte im Fernbereich detektiert und übermittelt. Das Aktualisierungsintervall der Daten beträgt 66,7 ms.

Wie beim SRR-Sensor handelt es sich bei diesem Sensor um einen schmalbandigen Sensor. Er wird in dieser Arbeit im Kapitel 6 neben dem SRR als weiterer auflösungsbeschränkter Sensor zur Aufzeichnung von Messdaten und zur Bewertung der Auflösungsmodellierung verwendet. Dabei werden nur die Daten der Nahbereichsabtastung genutzt.

Die Sensoreigenschaften sind nochmals in Tabelle 4.1 aufgeführt.

4.2.3. Laserscanner als Referenzsensor

Als Referenzsensor wird in dieser Arbeit ein Laserscanner vom Typ Alasca XT der Firma „ibeo“ verwendet. Der Laserscanner gehört zur Kategorie der Lidarsensoren. Der Begriff Lidar ist ein englisches Akronym und steht für „Light Detection and Ranging“. Lidarsensoren beleuchten mittels eines oder mehrerer Lichtstrahlen die Umgebung und messen über die vergangene Zeit zwischen Senden und Empfangen des Signals die Entfernung zu einem Reflexionspunkt. Mit der derzeitigen Lidar-Technologie ist keine direkte Geschwindigkeitsmessung möglich. Als Untergruppen der Lidarsensoren unterscheidet man Ein- und Mehrstrahl-Lidarsensoren sowie Laserscanner. Ein- oder Mehrstrahlsensoren arbeiten ohne mechanische Ablenkung des Lichts und erfassen die Umgebung mit einem oder mehreren statischen Laserstrahlen. Bei Laserscannern wird der Laserstrahl mechanisch abgelenkt. Dadurch kann ein wesentlich größerer Bereich abgetastet werden. Lidarsensoren können Laserstrahlen in mehreren Ebenen aussenden. Hierdurch kann die Nickbewegung des Fahrzeugs durch geeignete Signalverarbeitungsmethoden ausgeglichen werden. Der in dieser Arbeit verwendete Laserscanner sendet in vier Strahlebenen. Die einzelnen Ebenen werden hier jedoch nicht getrennt voneinander ausgewertet.

Abbildung 4.6 zeigt die Integration des Laserscanners in das Versuchsfahrzeug. Der Sensor wurde im vorderen Stoßfänger hinter einer infrarotdurchlässigen Scheibe montiert. Um den Sensor sichtbar zu machen, wurde dieser halbtransparent in das Bild eingeblendet.

Die maximale Reichweite des Sensors beträgt laut Herstellerangabe 200 m. Der Winkelmessbereich ist bedingt durch die Fahrzeugintegration auf 160° beschränkt. Die vom Sensor



Abb. 4.6.: Fahrzeugintegration des Laserscanners als Referenzsensor.

ermittelten Reflexionspunkte mit den Messgrößen Entfernung und Winkel werden in Form einer Messdatenliste über eine Ethernet-Schnittstelle übertragen. Das Aktualisierungsintervall der Daten beträgt 40 ms.

Tabelle 4.1 zeigt die wesentlichen Parameter des Laserscanners im Vergleich zu den beiden Radarsensoren. Die geringe Entfernungsauflösung der beiden Radarsensoren lässt sich auf deren geringe Bandbreite zurückführen. Da es sich beim Laserscanner um einen Sensor mit hoher Ortsauflösung handelt, eignet sich dieser besonders gut zur Evaluierung der Effekte der auflösungsbeschränkten Radarsensoren. Die Entfernungsauflösung des Laserscanners ist gegenüber der des Nahbereichsradars um den Faktor 79, gegenüber der des Mehrmodusradars um den Faktor 100 höher[1]. Die Winkelauflösung übertrifft die der Radarsensoren um den Faktor 25 bzw. 1,5.

4.3. Testverfahren

Zur vergleichbaren Bewertung der Neuwagensicherheit werden von verschiedenen nationalen und internationalen Organisationen Testfälle definiert und Fahrzeugsicherheitstests durchgeführt. Die Testfälle unterscheiden sich durch nationale Besonderheiten, stellen jedoch im Allgemeinen vergleichbare Anforderungen an die Fahrzeugsicherheit. Die auf europäischer Ebene mit der Definition und Durchführung der Tests betraute Organisation nennt sich Euro NCAP [46].

Die Sicherheit der Fahrzeuginsassen wird maßgeblich durch deren Schutz vor Verletzungen bei einem Zusammenstoß mit einem Unfallgegner bestimmt. Um die Unfalleinwirkungen zu messen, werden Aufpralltests durchgeführt. Das Euro NCAP unterteilt diese in die Kategorien Frontalaufprall und Seitenaufprall. Die beiden seitlichen Aufpralltests des Euro NCAPs sind der Fahrzeug-zu-Fahrzeugseite-Unfall und der Pfahlaufprall. Wie im Abschnitt 2.3 dargelegt, können seitliche Unfälle noch nicht von aktuellen umgebungserfassenden Fahrzeugsicherheitssystemen erkannt werden. Deren Unfallfolgen sind jedoch besonders schwerwiegend.

[1] Tatsächlich ergibt sich die hohe Auflösung des Laserscanners im Vergleich zu den Radarsensoren nicht durch die Entfernungsauflösung, sondern vielmehr durch die hohe Winkelauflösung des Sensors.

Sensor	SRR	MMR	LS
Messprinzip			
Entfernung	FMCW	Chirp Sequence	Lidar
Winkel	Monopuls	scannend	scannend
Geschwindigkeit	FMCW	Chirp Sequence	-
Genauigkeit (3σ-Werte)			
Entfernung	0,54 m	0,75 m	0,1 m
Winkel	5,46°	3,0°	1,0°
Geschwindigkeit	1,29 m/s	0,4 m/s	-
Auflösung			
Entfernung[2]	0,79 m	1,0 m	0,01 m
Winkel	25°	1,5°	1,0°
Geschwindigkeit	2,08 m/s	1,53 m/s	-
Weitere Eigenschaften			
Trägerfrequenz	24,125 GHz	76,5 GHz	331 THz
Bandbreite	200 MHz	187 MHz	167 MHz
Messfrequenz	25 Hz	15 Hz	25 Hz
Maximale Reichweite	60 m	60 m	200 m
Maximaler Winkelbereich	150°	56°	180°

Tab. 4.1.: Spezifikationen des Nahbereichsradars (SRR), der Nahbereichsabtastung des Mehrmodusradars (MMR) und des Laserscanners (LS).

Zur Simulation des Fahrzeug-zu-Fahrzeugseite-Unfalls wird der Unfallgegner durch eine bewegliche, deformierbare Barriere nachgebildet. Diese trifft mit 50 km/h auf die Fahrzeugseite des stehenden Testfahrzeugs auf. Der Kollisionspunkt liegt auf Höhe der Beifahrertür. Abbildung 4.7 (a) zeigt den entsprechenden Testaufbau.

Der Pfahlaufprall soll einen Unfall simulieren, bei dem das Testfahrzeug seitlich mit einem festen, unbeweglichen und schmalen Objekt, wie z. B. einem Pfahl oder einem Baum kollidiert. Hierzu wird das Testfahrzeug auf einer seitlich bewegten Plattform mit 29 km/h in Richtung eines fest montierten Pfahls vorangetrieben. Der Durchmesser des Pfahls wurde mit 254 mm so gewählt, dass dadurch eine starke Intrusion erfolgt. Abbildung 4.7 (b) zeigt diesen Testaufbau.

4.4. Versuchsaufbau

In den folgenden Abschnitten werden der Versuchsaufbau sowie die notwendigen Vorarbeiten zur Umsetzung des Fahrzeugsicherheitssystems zum Fahrzeugseitenschutz vorgestellt.

[2]Die physikalische Entfernungsauflösung des Laserscanners ist tatsächlich deutlich geringer, als vom Hersteller angegeben. Geht man von einer Pulslänge von 6 ns aus, so ergibt sich nur eine Entfernungsauflösung von 1,80 m. Der angegebene Auflösungswert resultiert aus der hohen Abtastung des Empfangssignals. Die hohe Ortsauflösung des Sensors ergibt sich insgesamt durch die hohe Winkelauflösung und die Annahme, dass ein Strahl nicht von zwei dicht beieinander liegenden Objekten reflektiert wird.

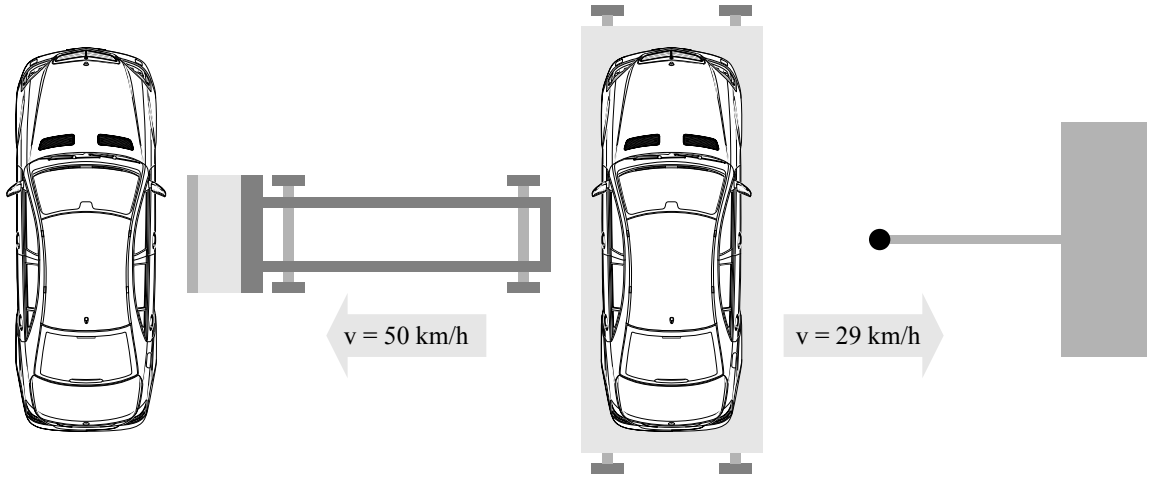


Abb. 4.7.: Zwei Euro NCAP Testfälle [46] zur Überprüfung der seitlichen Fahrzeugsicherheit: (a) Unfalltyp Fahrzeug-zu-Fahrzeugseite, (b) Pfahlaufprall.



Abb. 4.8.: (a) Versuchsfahrzeug mit vier integrierten Nahbereichsradarsensoren. (b) Einbauposition eines Nahbereichsradarsensors an der rechten Fahrzeugfront.

4.4.1. Versuchsfahrzeug

Das in Abbildung 4.8 (a) dargestellte Versuchsfahrzeug dient als Basis zur prototypischen Umsetzung der in dieser Arbeit beschriebenen Fahrzeugsicherheitsarchitektur. In das Fahrzeug wurden vier der benannten Nahbereichsradarsensoren, von außen nicht sichtbar, hinter der Schutzverkleidung integriert. Die Radarsensoren arbeiten im 24 GHz-Frequenzband mit einer Bandbreite von 200 MHz. Deren Nutzung ist im Gegensatz zu bisher eingesetzter, breitbandiger Sensorik uneingeschränkt zugelassen (vgl. Abschnitt 2.4). Die Einbauorte liegen jeweils an den linken und rechten Ecken des Front- und des Heckstoßfängers. Der verdeckte Einbau ist möglich, da die Schutzverkleidung des Fahrzeugs für elektromagnetische Wellen durchlässig ist. Um die Sensorintegration zu veranschaulichen, ist der an der rechten Fahrzeugfront angebrachte Nahbereichsradarsensor in Abbildung 4.8 (b) halb transparent eingezeichnet. In das Versuchsfahrzeug wurde außerdem unterhalb des vorderen Stoßfängers

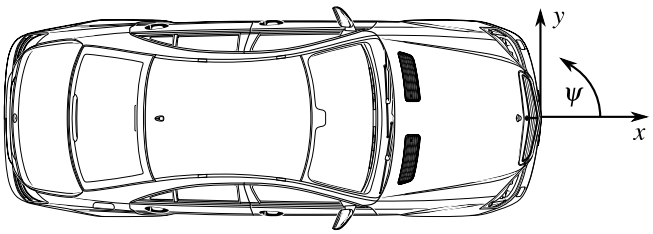


Abb. 4.9.: Bezugskoordinatensystem des Fahrzeugsicherheitssystems.

ein Laserscanner integriert. Er dient zur Kalibrierung der Nahbereichsradarsensoren und als Referenzsensor.

Zur Objektverfolgung mittels einer Fusion mehrerer Sensoren wird ein gemeinsames Bezugskoordinatensystem benötigt. Das Koordinatensystem wird so gewählt, dass dessen Ursprung in der Mitte des Frontstoßfängers liegt. Positive x-Werte liegen vor der Fahrzeugfront, negative x-Werte dahinter. Positive y-Werte entsprechen der linken Fahrzeugseite, negative y-Werte der rechten Fahrzeugseite. Auf die z- bzw. Höhenachse wird verzichtet, da eine direkte Höhenmessung mit den verwendeten Radarsensoren nicht möglich ist und die in dieser Arbeit vorgestellten Algorithmen unabhängig von der Objekthöhe sind. Der Gierwinkel ψ wird gegen den Uhrzeigersinn gemessen und beträgt in Richtung der x-Achse 0°. Die Abbildung 4.9 zeigt das Koordinatensystem.

4.4.2. Verfahren zur Laserscannerjustierung

Um den Laserscanner zur Kalibrierung der Radarsensoren verwenden zu können, muss dieser justiert werden. Die hierzu entwickelte Justiervorrichtung wird im Folgenden beschrieben.

Auf beiden Seiten der Hinterachse des Sensorfahrzeugs werden zwei laserbasierte Entfernungsmessgeräte befestigt. Deren Halterung ist so konzipiert, dass die Messgeräte automatisch parallel zur Fahrzeuglängsachse ausgerichtet werden. Im nächsten Schritt werden drei quer miteinander verbundene Platten vor dem Fahrzeug so aufgestellt, dass der Abstand der linken und rechten Platte zu den Entfernungsmessgeräten gleich ist ($x_1 = x_2$). Die mittlere Platte ist die Kalibrierplatte. Die beiden äußeren Platten sind jeweils in Bezug zur Fahrzeuglängsachse mittig zu den Entfernungsmessgeräten ausgerichtet. Abbildung 4.10 zeigt diesen Aufbau schematisch.

Zur Justierung werden die Strahlen des Laserscanners mit einer infrarot-empfindlichen Kamera beobachtet. Ein Bandpass-Filter lässt dabei nur die Wellenlängen der Laserstrahlen durch. So werden durch Umgebungslicht verursachte Störungen reduziert. Der Laserscanner wird mittels der Justierschrauben so eingestellt, dass die Laserstrahlen die vertikale Mitte der drei Platten schneiden. So werden der Nick- und der Wankwinkel justiert. Abbildung 4.11 zeigt die sichtbar gemachten Laserstrahlen auf der Kalibrierplatte. Unter Beibehaltung der Nick- und Wankwinkel wird der Laserscanner weiterhin so zu den beiden äußeren Platten ausgerichtet, dass der Laserscanner für deren Abstandsmessungen $r_1 = r_2$ liefert. Damit wird schließlich der Gierwinkel eingestellt.

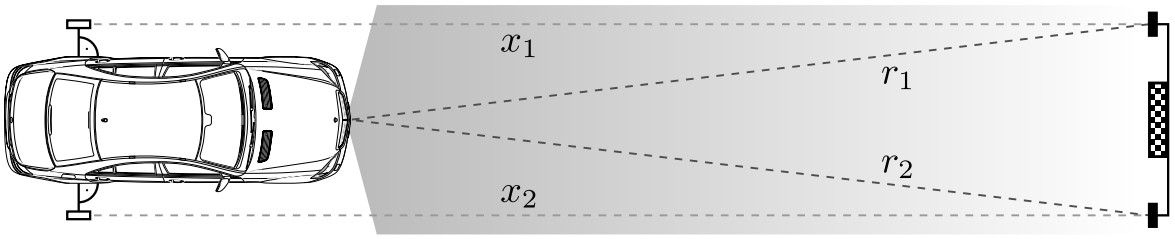


Abb. 4.10.: Schematische Darstellung der Laserscanner-Justierung. Der Laserscanner befindet sich in der Mitte des Frontstoßfängers. Die mittlere Platte mit dem Schachbrettmuster ist die Kalibrierplatte. Die Justiervorrichtung wird so aufgestellt, dass für die Abstände $x_1 = x_2$ gilt. Die Radialabstände r_1, r_2 ergeben sich aus den Reflexionspunkten der äußeren Platten und werden vom Laserscanner gemessen.

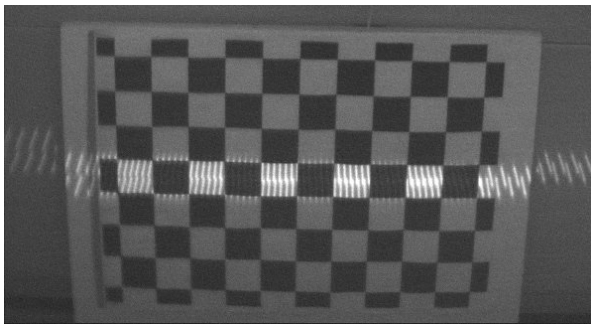


Abb. 4.11.: Aufnahme der Laserstrahlen auf der Kalibrierplatte mit einer bandpass-gefilterten infrarot-empfindlichen Kamera.

4.4.3. Verfahren zur Sensorkalibrierung

Zur Kalibrierung der Radarsensoren werden Messdaten des justierten Laserscanners und der Radarsensoren aufgenommen. In dem aufzuzeichnenden Szenario nähert sich das Sensorfahrzeug einem feststehenden Objekt, welches sowohl mit dem Laserscanner als auch mit einem Radarsensor detektiert werden kann. Anschließend werden die Messungen dieses Objekts zu jedem Zeitschritt manuell markiert. Die markierten Messdaten des Laserscanners und des Radarsensors werden jeweils in kartesische Koordinaten ξ, η konvertiert. Die konvertierten Messdaten des Radarsensors werden mit einer Transformationsfunktion $f(\cdot)$ unter Annahme einer Kalibrierung mit den Translationsparametern Δx, Δy und dem Rotationsparameter $\Delta\psi$ in das Koordinatensystem des Laserscanners transformiert:

$$(\xi_{\mathrm{RD}\to\mathrm{LS}}, \eta_{\mathrm{RD}\to\mathrm{LS}}) = f_{\mathrm{RD}\to\mathrm{LS}}(\xi_{\mathrm{RD}}, \eta_{\mathrm{RD}}, \Delta x, \Delta y, \Delta\psi). \tag{4.5}$$

Der Index LS steht dabei für die Daten des Laserscanners, der Index RD für die Daten des Radarsensors und der Index RD $\to$ LS für die in das Laserscannerkoordinatensystem transformierten Daten. Aus den Daten und der angenommenen Kalibrierung wird mit einer Funktion $g(\cdot)$ der quadratische Fehler des Zeitpunkts k berechnet:

$$g(k, \Delta x, \Delta y, \Delta\psi) = [\xi_{\mathrm{LS}}(k) - \xi_{\mathrm{RD}\to\mathrm{LS}}(k)]^2 + [\eta_{\mathrm{LS}}(k) - \eta_{\mathrm{RD}\to\mathrm{LS}}(k)]^2 . \tag{4.6}$$

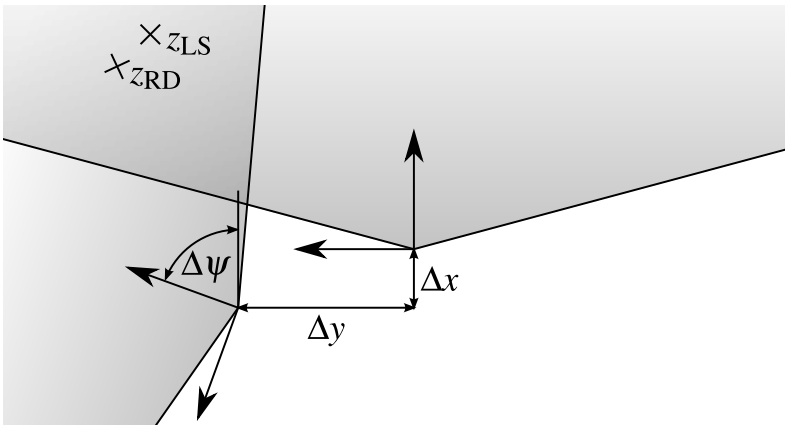


Abb. 4.12.: Skizze zur Sensorkalibrierung. Die Translationsparameter Δx, Δy und der Rotationsparameter $\Delta\psi$ werden so variiert, dass sich der kleinste mittlere quadratische Fehler zwischen den Messungen des Laserscanners z_{LS} und des Radarsensors z_{RD} ergibt. Statt des Laserscanners kann auch ein anderer, bereits kalibrierter Radarsensor verwendet werden.

Der mittlere quadratische Fehler wird durch die Funktion $h(\cdot)$ durch Mittelung der Fehlerquadrate aller N Zeitschritte berechnet:

$$h(\Delta x, \Delta y, \Delta\psi) = \frac{1}{N}\left[\sum_{k=1}^{N} g(k, \Delta x, \Delta y, \Delta\psi)\right]. \tag{4.7}$$

Durch Variation der Translationsparameter Δx, Δy und des Rotationsparameters $\Delta\psi$ werden nun, mittels eines Verfahrens zur Optimierung nichtlinearer Funktionen mehrerer Parameter, die Transformationsparameter der Funktion $g(\cdot)$ ermittelt, die den kleinsten mittleren quadratischen Fehler ergeben. In dieser Arbeit wird dazu der Simplex-Algorithmus nach Nelder und Mead [62] verwendet. Abbildung 4.12 zeigt eine schematische Darstellung der Sensorkalibrierung. Die bestimmten Translations- und Rotationsparameter geben die bestmögliche räumliche Kalibrierung des Radarsensors zum Laserscanner an.

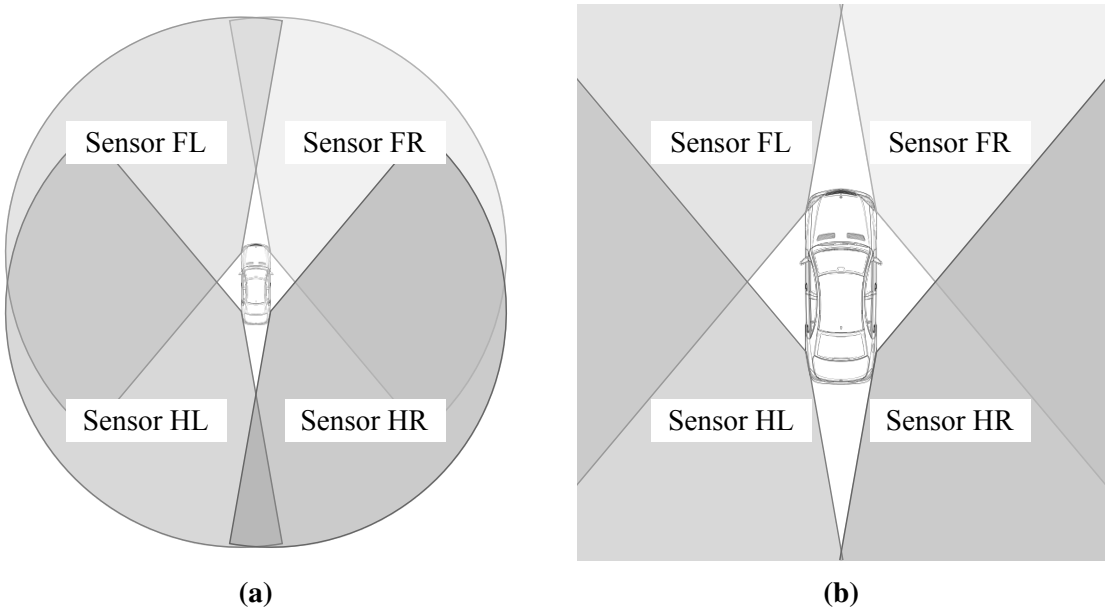
Zur Kalibrierung der Radarsensoren am Fahrzeugheck steht kein Laserscanner zur Verfügung. Daher werden diese Sensoren in Relation zu den vorderen Radarsensoren kalibriert. Die Kalibrierung aller Radarsensoren erfolgt dann folgendermaßen:

1. Kalibrierung der beiden Radarsensoren an der Fahrzeugfront auf den Laserscanner nach obigem Verfahren.

2. Kalibrierung des linken Radarsensors am Fahrzeugheck auf den bereits kalibrierten linken Radarsensor an der Fahrzeugfront nach obigem Verfahren.

3. Kalibrierung des rechten Radarsensors am Fahrzeugheck auf den bereits kalibrierten rechten Radarsensor an der Fahrzeugfront nach obigem Verfahren.

Da der Laserscanner zum Fahrzeug justiert wurde und der Nullpunkt des Laserscannerkoordinatensystems mit dem des Bezugskoordinatensystems übereinstimmt, ist die Kalibrierung damit abgeschlossen.



(a) **(b)**

Abb. 4.13.: Gesamterfassungsbereich durch Kombination der Einzelerfassungsbereiche von den in das Versuchsfahrzeug integrierten Nahbereichsradarsensoren. (a) Gesamtansicht und (b) Nahansicht der Einzelerfassungsbereiche. In den Abbildungen steht FL für Front links, FR für Front rechts, HL für Heck links und HR für Heck rechts.

Durch das vorgestellte Kalibrierverfahren werden, gegenüber der bisher üblichen Kalibrierung in einer statischen Situation, systematische Messfehler, die u. U. nur in bestimmten Erfassungsbereichen der Sensoren auftreten, weitgehend unterdrückt.

4.4.4. Untersuchung der Sensorerfassungsbereiche

Das vorgestellte Fahrzeugsicherheitssystem soll zur Erkennung der seitlichen Fahrzeugunfälle des Euro NCAPs verwendet werden. Die möglichen Einbaupositionen zur Überwachung des seitlichen Fahrzeugbereiches sind jedoch durch den Fahrzeugaufbau beschränkt. So steht auf Höhe der Räder sowie auf der gesamten Länge zwischen den Rädern kein Bauraum zur Verfügung. Damit bleibt nur der Einbau der Sensoren seitlich an den Ecken der Fahrzeugfront und des Fahrzeughecks.

Die eingeschränkten Einbaupositionen der Sensoren führen zu nicht erfassbaren Zonen in den Seitenbereichen des Fahrzeugs. Minimiert man den nicht erfassbaren seitlichen Fahrzeugbereich, so ergibt sich, ausgehend von einem Winkelmessbereich von 0° bis 150° und einem Entfernungsmessbereich von 0 m bis 60 m jedes Sensors, der in Abbildung 4.13 dargestellte Gesamterfassungsbereich. Im Folgenden wird berechnet, ob die Erkennung der Euro NCAP Testfälle mit dieser Sensorkonfiguration möglich ist.

Die folgende Rechnung wird durch Abbildung 4.14 veranschaulicht. Gesucht ist zunächst die Höhe h des durch die Seiten a, b und c eingefassten Dreiecks. Diese entspricht dem maximalen Weg eines Objekts, welches sich quer zur Fahrzeuglängsachse bewegt. Die Länge c entspricht dem Sensorabstand und beträgt im Versuchsaufbau 4,70 m. Die Verdrehung des linken Hecksensors zur Fahrzeuglängsachse beträgt 110°, die des linken Frontsensors 70°.

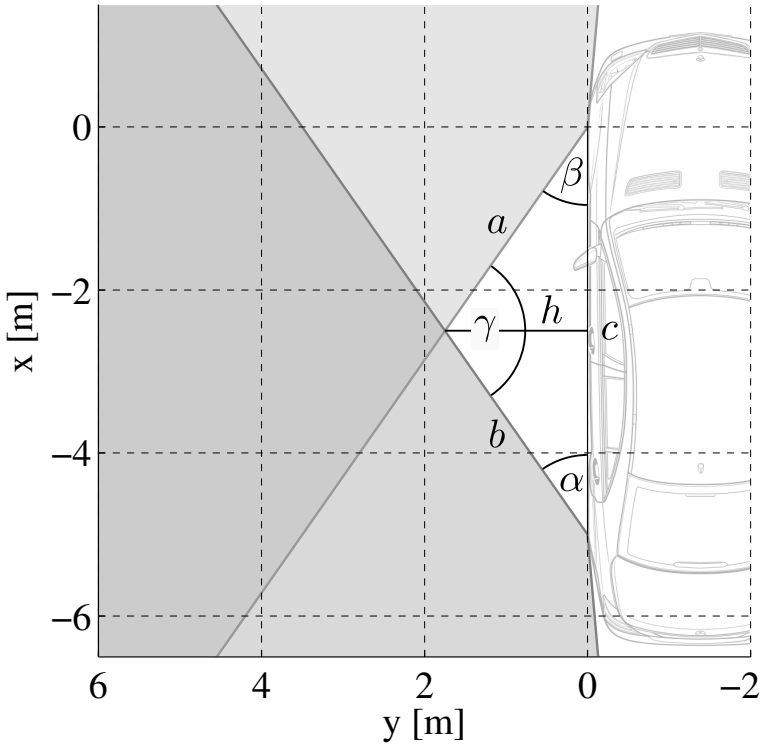


Abb. 4.14.: Geometrische Betrachtung zur Auswertung der erfassbaren Zone im Fahrzeugseitenbereich. Die grau hinterlegten Bereiche geben die jeweiligen Erfassungsbereiche der linken seitlichen Radarsensoren an. Der Ursprung des Koordinatensystems entspricht der Position des linken Frontsensors.

Hieraus und aus dem Winkelerfassungsbereich von 150° errechnen sich die Winkel α und β wie folgt:

$$\alpha = 110° - (150°/2) = 35°, \tag{4.8}$$

$$\beta = 180° - 70° - (150°/2) = 35°. \tag{4.9}$$

Der Wert des Winkels γ beträgt:

$$\gamma = 180° - \alpha - \beta = 110°. \tag{4.10}$$

Die Höhe des Dreiecks h kann nun aus dem Schenkel a wie folgt berechnet werden:

$$a = c \cdot \sin\alpha / \sin\gamma, \tag{4.11}$$

$$h = a \cdot \sin\beta. \tag{4.12}$$

Die Rechnung ergibt mit den gegebenen Werten $h = 1{,}65\,\text{m}$.

Zur weiteren Berechnung der Erkennbarkeit muss die Latenzzeit des Gesamtsystems bekannt sein. Diese ergibt sich aus der Summe der sensorinternen Signalverarbeitungszeit (Zeit zwischen Messung, Prozessierung und Ausgabe der Messdaten), der Übertragungsdauer der Daten sowie der Verzögerung vor der Messdatenintegration. Außerdem müssen auch die Vorauslösezeit und die Aktivierungslatenz des Sicherheitssystems in Betracht gezogen werden.

Systemkomponente	Latenzzeit
Sensorinterne Signalverarbeitung	0,04 s
Datenübertragung	0,02 s
Messdatenverzögerung	0,02 s
Vorauslösung	0,20 s
Aktivierungslatenz	0,02 s
Gesamtsystem	0,30 s

Tab. 4.2.: Latenzzeit des Fahrzeugsicherheitssystems aufgeschlüsselt nach einzelnen Systemkomponenten.

Die sensorinterne Signalverarbeitungszeit ist mit 0,04 s spezifiziert. Die Übertragungsdauer der Daten beträgt bis zu 0,02 s und die Erfassungsverzögerung des nicht echtzeitfähigen Messtechnikrechners wird in einer konservativen Betrachtung ebenfalls mit 0,02 s angenommen. Um die richtige Reihenfolge der Messdaten sicherzustellen, wird die Messdatenintegration um die Summe dieser beiden Latenzen verzögert. Die spezifizierte Vorauslösezeit des Sicherheitssystems (in diesem Fall des reversiblen Gurtstraffers) beträgt 0,20 s mit einer zusätzlichen Aktivierungslatenz von 0,02 s. Die Summe der Latenzzeiten aller Systemkomponenten beträgt damit $t_{\text{Latenz}} = 0{,}3$ s. Tabelle 4.2 zeigt diese Zeiten nochmals im Überblick.

Die Relativgeschwindigkeit eines Objekts, welches sich im rechten Winkel in Richtung des Sensorfahrzeugs bewegt, muss mindestens $\dot{r}_{\text{min}}$ betragen, damit die letzte Sensorerfassung (vor Eintritt in die nicht erfasste Zone) noch vor Beginn der Latenzzeit liegt und somit eine möglichst exakte Objektschätzung vorliegt. Objekte mit langsamerer Geschwindigkeit können zur berechneten Aktivierungszeit t_{Latenz} nicht mehr erfasst werden, so dass deren Objektschätzungen entsprechend unsicherer sind. Die Geschwindigkeit $\dot{r}_{\text{min}}$ wird aus der Länge der nicht beobachteten Zone h und der Gesamtlatenz des Systems t_{Latenz} wie folgt berechnet:

$$\dot{r}_{\text{min}} = h/t_{\text{Latenz}} = 1{,}65\,\text{m}/0{,}3\,\text{s} = 5{,}5\,\text{m/s} = 19{,}8\,\text{km/h}. \tag{4.13}$$

Die niedrigste Geschwindigkeit eines durch das Euro NCAP definierten Seitenaufpralltests beträgt 29 km/h. Diese Geschwindigkeit ist 9,2 km/h größer als die ermittelte minimale Relativgeschwindigkeit. Daher ist zu erwarten, dass die seitlichen Testfälle des Euro NCAPs trotz der nicht erfassbaren seitlichen Zonen mit dem vorliegenden Systemaufbau detektiert werden können. Mit der gegebenen Sensorkonfiguration können auch Objekte mit langsamerer Geschwindigkeit erfasst werden. Da diese jedoch je nach Bewegungsrichtung in einem Zeitraum, der länger als die Latenzzeit des Systems ist, nicht beobachtet werden können, müssen die Objektschätzungen über einen längeren Zeitraum prädiziert werden. Die durch das Prozessrauschen modellierte Unsicherheit des Prozessmodells führt in diesem Fall zu höheren Positions- und Geschwindigkeitsunsicherheiten und damit zu einer unsichereren Aussage über eine mögliche Kollision.

Die oben beschriebenen Einbaupositionen ermöglichen die Erfassung des gesamten Fahrzeugumfelds. Um dies zu veranschaulichen, wird eine Sequenz eines Fußgängers aufgezeichnet. Der Fußgänger trägt einen Radar-Reflektor und umläuft einmal das gesamte Fahrzeug. Er startet im Erfassungsbereich des rechten Sensors an der Fahrzeugfront, umläuft

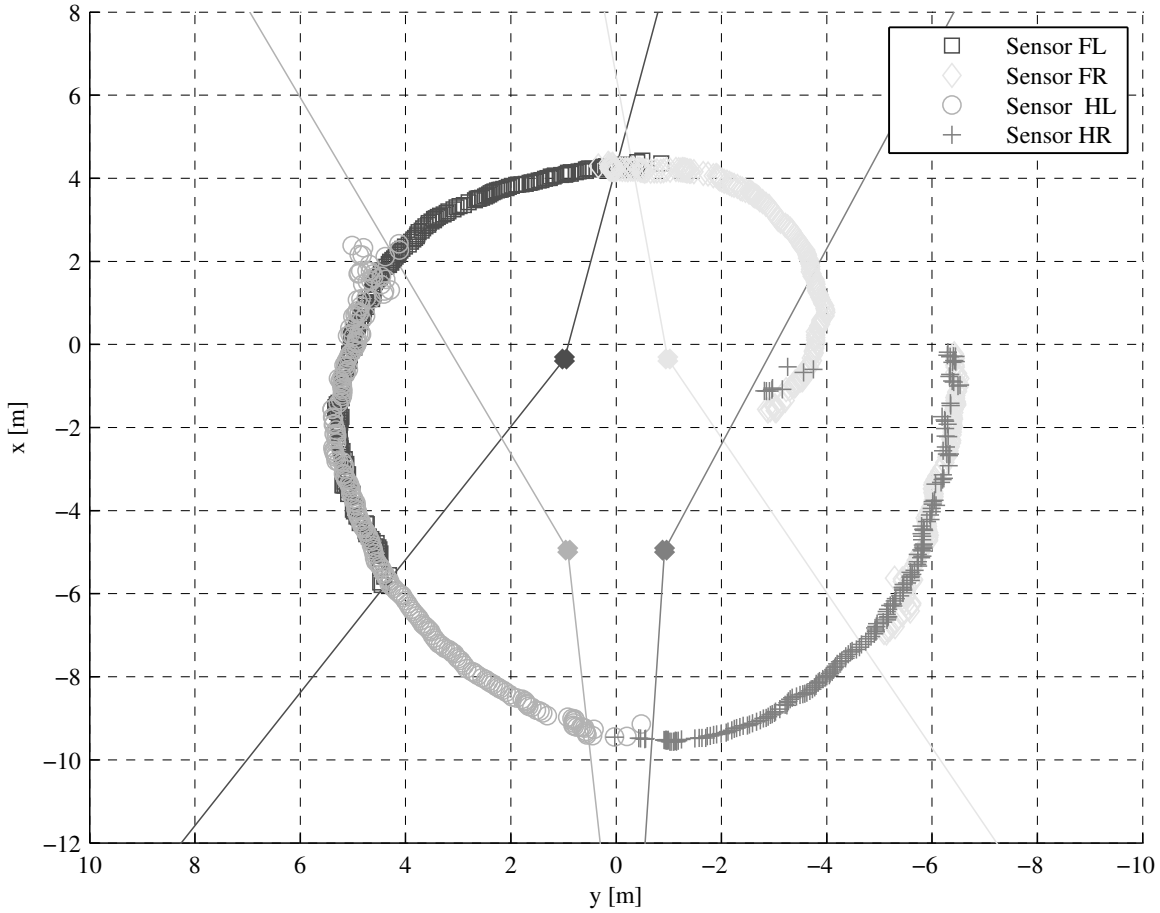


Abb. 4.15.: Messsequenz eines um das Sensorfahrzeug laufenden Fußgängers. Die Transformation der Sensordaten in das Bezugskoordinatensystem erfolgt entsprechend der Sensorkalibrierung.

das Fahrzeug im Uhrzeigersinn und stoppt, sobald er den Erfassungsbereich dieses Sensors wieder erreicht hat. Die Sensordaten werden auf Grundlage der erfolgten Sensorkalibrierung in das gemeinsame Bezugskoordinatensystem transformiert. Abbildung 4.15 zeigt alle Zeitschritte der aufgezeichneten Sequenz. Unterschiedliche Grauschattierungen kennzeichnen die Messungen der einzelnen Sensoren. Der Fußgänger kann lückenlos erfasst werden. In der Abbildung ist außerdem zu erkennen, dass die Sensoren auch außerhalb ihres spezifizierten Winkelmessbereichs von 150° Objekte detektieren können. In diesen Bereichen sind die Detektionsrate und die Winkelgenauigkeit jedoch reduziert.

4.4.5. Verfahren zur Bestimmung der Messunsicherheit

Zur Objektverfolgung mittels fehlerbehafteter Sensormessungen muss die Messunsicherheit bzw. der Messfehler der Sensoren bekannt sein. Im Folgenden wird ein Verfahren vorgestellt, mit dem die Messfehler der Nahbereichsradarsensoren bestimmt werden können. Als Referenzsensor wird der Laserscanner verwendet. Ein einzelner Nahbereichsradarsensor wird an

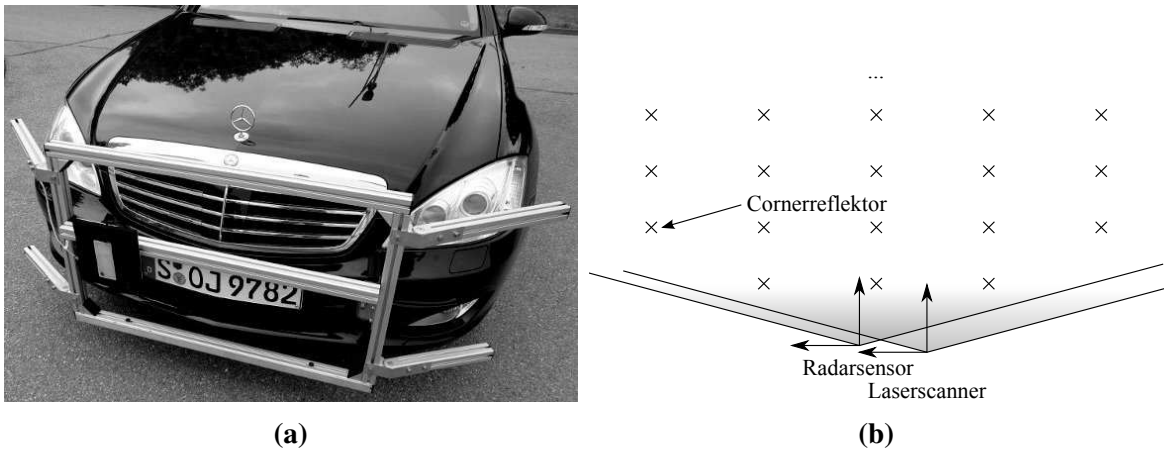


Abb. 4.16.: Verfahren zur Ermittlung der Messunsicherheit. (a) Ein einzelner Nahbereichsradarsensor wird an einer speziellen Halterung an der Fahrzeugfront montiert und auf den Laserscanner kalibriert. (b) Der Nahbereichsradarsensor und der Laserscanner erfassen einen Radar-Reflektor, der an definierten, mit einem Kreuz markierten Positionen im gesamten Messbereich der Sensoren aufgezeichnet wird.

	Entfernung	**Winkel**	**Radialgeschwindigkeit**
Genauigkeit (3σ-Werte)	0,54 m	5,46°	1,29 m/s

Tab. 4.3.: Ergebnisse der Bestimmung der Messunsicherheiten des Nahbereichsradarsensors.

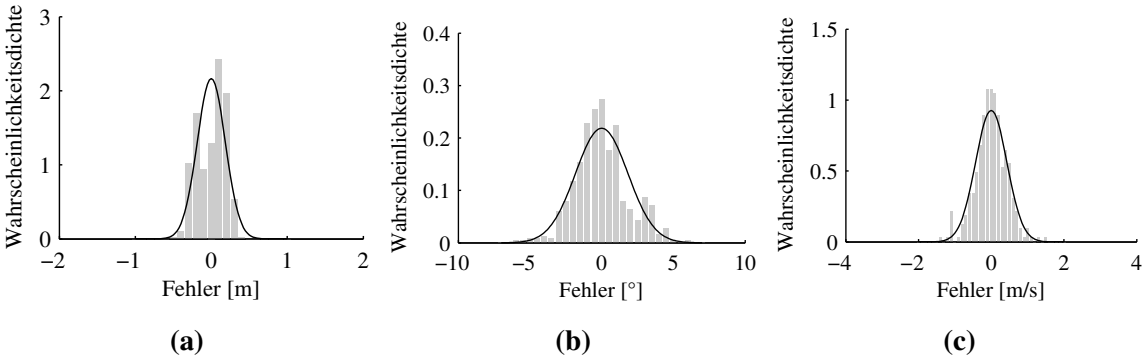
einer Halterung an der Fahrzeugfront befestigt. Abbildung 4.16 (a) zeigt ein entsprechendes Bild.

Zur Vermessung der Fehler wird ein Radar-Reflektor nacheinander an definierten Positionen im gesamten Erfassungsbereich des Radarsensors aufgestellt. Abbildung 4.16 (b) zeigt eine schematische Darstellung des Messaufbaus. Die Positionen des Radar-Reflektors sind mit einem Kreuz markiert. An jeder dieser Positionen werden die Messdaten beider Sensoren 10 s lang aufgezeichnet. Nach Durchführung aller Messungen wird der Reflektor in den Datensätzen der beiden Sensoren jeweils manuell markiert.

Durch Transformation der Daten des Radarsensors in das Koordinatensystem des Laserscanners kann der Sensormessfehler für jeden Messschritt direkt aus der Differenz der jeweiligen Messgrößen Entfernung, Winkel und Radialgeschwindigkeit berechnet werden. Die Messung der Radialgeschwindigkeit mit dem Laserscanner ist nicht möglich. Da die Objekte jedoch statisch sind, kann als Referenzwert $\dot{r} = 0\,\mathrm{m/s}$ angenommen werden.

Aus den für jeden Zeitschritt berechneten Einzelfehlern werden jeweils für jede Messgröße Häufigkeitsverteilungen der Fehler bestimmt. Geht man von einem mittelwertfreien, normalverteilten Fehler aus, so kann aus den vorliegenden Daten einfach die Standardabweichung berechnet werden. Abbildung 4.17 zeigt die Häufigkeiten der Fehler durch grau schattierte Balken. Die daraus berechnete Normalverteilung ist als kontinuierliche Funktion dargestellt. Die 3σ-Werte der berechneten Messunsicherheiten sind in Tabelle 4.3 angegeben.

Die Abbildungen zeigen, dass die ermittelten Häufigkeitsverteilungen nicht exakt mittelwertfrei und normalverteilt sind. Die Annahme der Normalverteilung hat sich jedoch in der



(a) **(b)** **(c)**

Abb. 4.17.: Ermittelte Häufigkeitsverteilungen der Messfehler des Nahbereichsradarsensors für dessen drei Messgrößen (a) Entfernung, (b) Winkel und (c) Radialgeschwindigkeit.

Praxis für das beschriebene System bewährt. Der Fehlanpassung der Fehlerverteilung kann durch Erhöhung der Messunsicherheiten Rechnung getragen werden.

Die ermittelten Messunsicherheiten gelten nur für Objekte, die vom Sensor aufgelöst werden können. Bei der Nichtauflösung bzw. Verschmelzung mehrerer Objekte erhöht sich die Messunsicherheit. Dieser Effekt wird im Kapitel 6 detailliert untersucht.

4.5. Zusammenfassung

Das Versuchsfahrzeug, dessen Aufbau und Funktionsweise in diesem Kapitel erläutert worden ist, erfasst das gesamte Fahrzeugumfeld mit Nahbereichsradarsensoren. Die Spezifikationen der verwendeten Sensoren wurden genannt.

Das Euro NCAP hat seitliche Testfälle zur Bewertung und zur Verbesserung der Neuwagensicherheit definiert, die mit der vorgestellten Systemarchitektur erkannt werden können. Deren theoretische Erfassung konnte über eine Studie des Detektionsbereichs nachgewiesen werden.

Die angegebenen Verfahren zur Kalibrierung der Sensorik, zur Vermessung der Fehler des Messsystems, die überdeckenden Erfassungsbereiche der kalibrierten Radarsensoren und die lückenlose Erfassung des Umfelds ermöglichen eine Sensordatenfusion.

Auf Basis dieses Versuchsaufbaus werden im folgenden Kapitel neuartige Verfahren zur Verbesserung des passiven Fahrzeugseitenschutzes entwickelt.

Kapitel 5.

360 Grad-Objektverfolgung und Kollisionsdetektion

Im vorhergehenden Kapitel wurden Nahbereichsradarsensoren vorgestellt. Deren Messdaten erfordern zunächst eine geeignete Vorverarbeitung, welche im Folgenden vorgestellt wird. Darauf basierend wird die Fusion asynchroner Sensoren untersucht und ein Filterverfahren zur Verbesserung der fehlerbehafteten Zeitstempelmessungen beschrieben.

Es wird ein wahrscheinlichkeitsbasiertes Verfahren zur Kollisionsdetektion gezeigt, welches die Ergebnisse der Sensorfusion als Eingabe nutzt und räumliche und zeitliche Unfallwahrscheinlichkeiten berechnet. Durch Abstraktion von der verwendeten Sensorik auf Basis der Fusionsergebnisse soll die Austauschbarkeit bzw. die Erweiterbarkeit des Systems mit weiteren Sensoren gewährleistet werden.

Da zum heutigen Zeitpunkt noch nicht bekannt ist, welche vorauslösenden Schutzsysteme in Zukunft eingesetzt werden, wird vorgestellt, wie die Auslöseschwellen der Kollisionsdetektion individuell auf unterschiedliche Schutzsysteme parametriert werden können. Als beispielhaftes Schutzsystem sollen in einer praktischen Umsetzung die reversiblen Gurtstraffer des Versuchsfahrzeugs bei Erkennung einer Kollision aktiviert werden.

Der Nachweis der Funktionsfähigkeit des vorgestellten Systems zum Fahrzeugseitenschutz wird durch die prototypische Umsetzung des Systems und die Durchführung von Fahrzeugtests nachgewiesen.

5.1. Verarbeitung der Radarsensordaten

Die Nahbereichsradarsensoren verwenden mehrere, in unterschiedliche Raumrichtungen orientierte Sendestrahlen, um ihre Umgebung zu erfassen (vgl. Unterabschnitt 4.2.1). Da die Strahlen nicht scharf begrenzt sind und Objekte über den Winkelerfassungsbereich des Sensors lückenlos detektiert werden sollen, sind die Strahlen überlappend ausgelegt. Dies führt jedoch dazu, dass dasselbe Objekt u. U. von unterschiedlichen Strahlen detektiert werden kann. Zur Veranschaulichung dieser Mehrfachdetektionen wird ein Fußgänger aufgezeichnet, der einen Radar-Reflektor trägt. Der Fußgänger bewegt sich in einem Abstand von ungefähr 4 m über den gesamten Winkelerfassungsbereich des Sensors hinweg. Die vom Radar-Reflektor stammenden Sensormessungen dieser Aufzeichnung werden manuell markiert. Abbildung 5.1 (a) zeigt die über die gesamte Sequenz akkumulierten Daten in kartesischer Darstellung. Unterschiedliche Grauschattierungen geben die Detektionen der verschiedenen Strahlen an. Abbildung 5.1 (b) zeigt die Nummer des jeweils detektierenden Strahls über der Zeit. Beide Abbildungen veranschaulichen die gleichzeitige Erfassung des Objekts durch

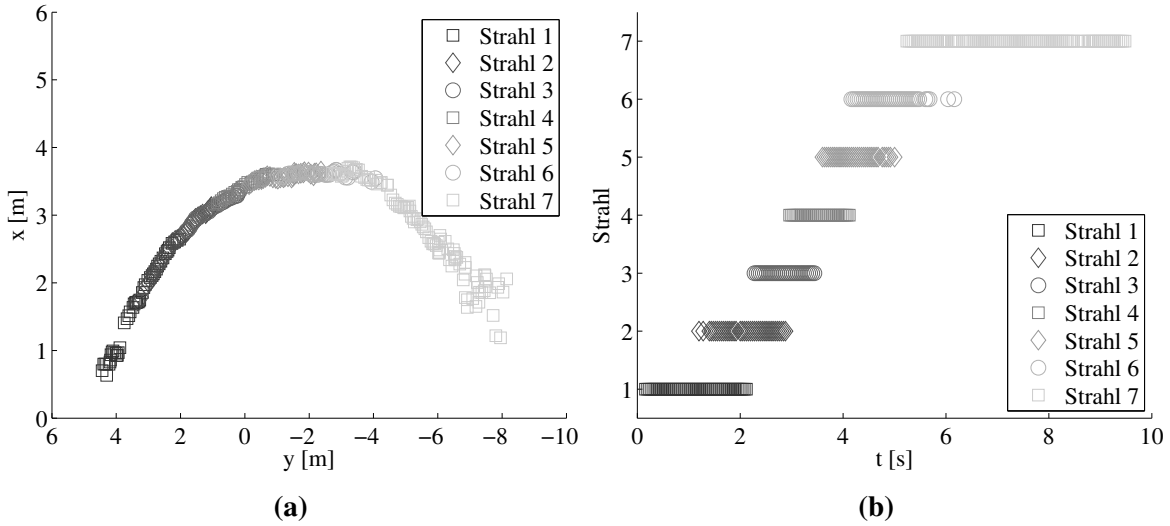


Abb. 5.1.: Sequenz eines sich am Sensor vorbeibewegenden Objekts. Die Strahlen des Sensors sind durch unterschiedliche Grauschattierungen dargestellt. (a) Originaldaten der gesamten Sequenz in kartesischen Koordinaten. (b) Nummer des detektierenden Strahls über der Zeit.

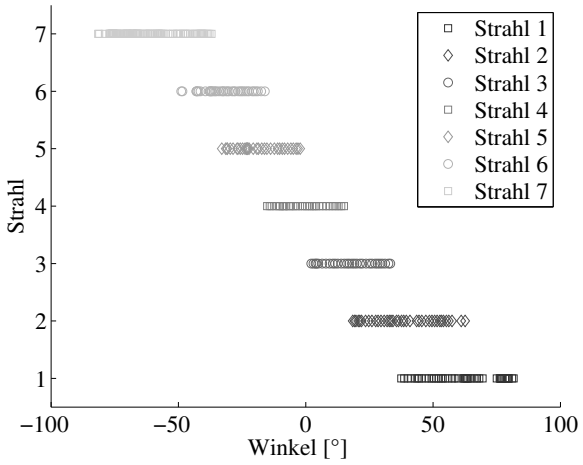


Abb. 5.2.: Winkelerfassungsbereiche der Sendestrahlen für die Sequenz aus Abbildung 5.1. Die Auswertung ergibt für das aufgezeichnete Objekt einen Erfassungsbereich von 163° und eine Strahlüberlappung von 57,7 %.

mehrere Strahlen. Abbildung 5.2 stellt die von den Strahlen jeweils erfassten Winkelbereiche des Objekts dar. Es ergibt sich, dass der gleiche Winkelbereich jeweils von mehreren nebeneinander liegenden Strahlen erfasst wird. Fasst man alle Strahldetektionen zusammen, so kann das Objekt insgesamt über 163° hinweg erfasst werden. Die Summe der einzelnen Strahlerfassungsbereiche beträgt 257°. Damit ergibt sich insgesamt eine Strahlüberlappung von 94° bzw. prozentual von 57,7 %. In dieser Messsequenz wird das Objekt also im Durchschnitt von jeweils zwei Strahlen erfasst.

Die Mehrfachdetektion steht im Gegensatz zu herkömmlichen Datenassoziationsverfahren, bei denen die Annahme getroffen wird, dass ein Objekt höchstens eine Messung verursachen kann (vgl. Abschnitt 3.3). Um ein solches Assoziationsverfahren zur Objektver-

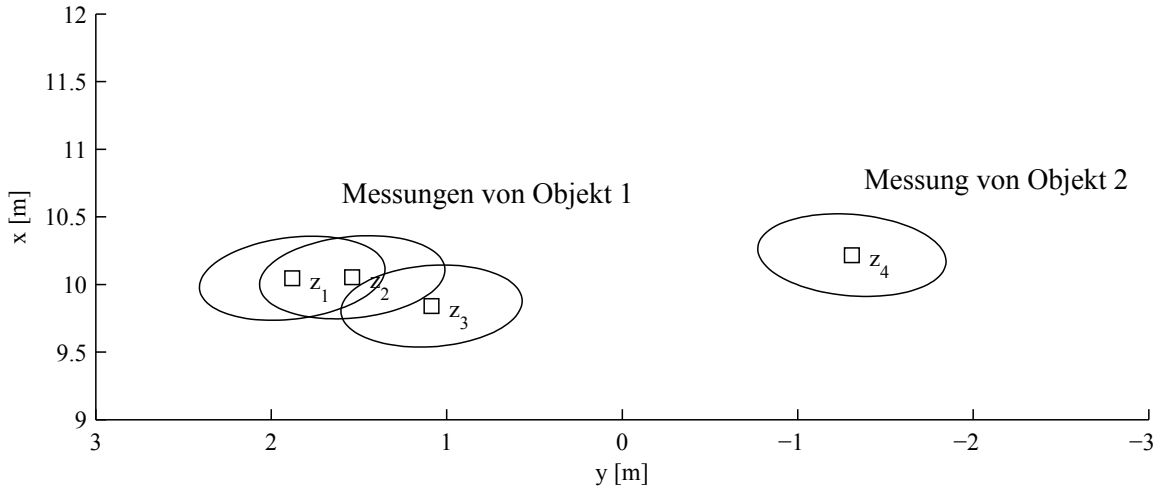


Abb. 5.3.: Zweidimensionales Beispiel zur Messung zweier realer Objekte. Das linke Objekt wird dreifach erfasst, das rechte Objekt einfach. Die Ellipsen geben die jeweilige 3σ-Genauigkeit der Messdaten an.

folgung einsetzen zu können, werden die Messdaten der Radarsensoren zunächst in einer Vorverarbeitung kombiniert.

5.1.1. Messdatenassoziation

Zur Kombination der mehrfach in verschiedenen Radarsendestrahlen detektierten Objekte werden im ersten Verarbeitungsschritt die Zusammengehörigkeitsbeziehungen der Messungen mit dem im Unterabschnitt 3.3.1 vorgestellten Verfahren zur Suchbereichseinschränkung bestimmt. Liegen in einem Zeitschritt M Messdaten vor, so wird der Gating-Test für die Kombination der $i = 1,\ldots,M$ Messungen mit den verbleibenden $j = i+1,\ldots,M$ Messungen durchgeführt. Das Ergebnis wird in einer quadratischen Assoziationsmatrix $\mathcal{A} \in \{0,1\}^{M\times M}$ gespeichert. Da jede Messung sich selbst zugeordnet werden kann, wird die Matrix mit einer Einheitsmatrix initialisiert. Die berechneten Zusammengehörigkeiten werden in der oberen Dreiecksmatrix gespeichert.

Abbildung 5.3 zeigt beispielhaft die Messung zweier Objekte. Das Objekt auf der linken Seite wird dreifach erfasst, das Objekt auf der rechten Seite nur einfach. Wird das oben stehende Verfahren zur Bestimmung der Zusammengehörigkeiten angewendet, so ergibt sich die in Tabelle 5.1 angegebene Assoziationsmatrix. Sie zeigt die Zusammengehörigkeiten der Messungen z_1 und z_2 sowie der Messungen z_2 und z_3. Der Messung z_4 werden keine weiteren Messungen zugeordnet.

5.1.2. Messgruppenbildung

Die Messdatenassoziation des vorigen Abschnitts bestimmt nur einfache Eins-zu-eins-Zuordnungen. Aus der Zusammengehörigkeit der Messungen $\{z_1, z_2\}$ und $\{z_2, z_3\}$ in Tabelle 5.1 kann jedoch geschlossen werden, dass alle drei Messungen derselben Messgruppe $\{z_1, z_2, z_3\}$ angehören und vom selben Objekt stammen. Es müssen also Mehrfachzuordnungen in der

$\mathcal{A}$	$\mathbf{z}_1$	$\mathbf{z}_2$	$\mathbf{z}_3$	$\mathbf{z}_4$
$\mathbf{z}_1$	1	1	0	0
$\mathbf{z}_2$	0	1	1	0
$\mathbf{z}_3$	0	0	1	0
$\mathbf{z}_4$	0	0	0	1

Tab. 5.1.: Beispiel der berechneten Zusammengehörigkeiten der vier Messungen aus Abbildung 5.3.

$\mathcal{A}_C$	$\mathbf{z}_1$	$\mathbf{z}_2$	$\mathbf{z}_3$	$\mathbf{z}_4$
Messgruppe 1	1	1	1	0
Messgruppe 2	0	0	0	1

Tab. 5.2.: Berechnete Zusammengehörigkeiten der Daten aus Tabelle 5.1. Wie gefordert, werden die beiden realen Objekte durch zwei getrennte Messgruppen repräsentiert.

Assoziationstabelle gefunden und aufgelöst werden. Im Folgenden wird die Zusammenfassung dieser Mehrfachzuordnungen zu Messgruppen erläutert.

Das angewendete Verfahren zur Bildung von Messgruppen wurde ursprünglich zur Reduktion der Komplexität von wahrscheinlichkeitsbasierten Datenassoziationsverfahren entworfen. Der Algorithmus wird im Englischen als „Clustering“ bezeichnet und wurde in [20] vorgestellt. Dabei wird die Assoziationsmatrix in eine Menge von Untermatrizen zerlegt, die jeweils unabhängigen Clustern (bzw. Messgruppen) der ursprünglichen Assoziationsmatrix $\mathcal{A}$ entsprechen. Ein Cluster ist dabei definiert als eine Gruppe überlappender Suchbereiche. Der Zerlegungsalgorithmus besteht in der Zusammenfassung aller Reihen der Assoziationsmatrix, die in den Spalten auf ein gleiches Element verweisen. Die Reihen werden einfach mit dem Booleschen Oder-Operator zusammengefasst. Nach Beendigung des Algorithmus gibt jede Zeile der endgültigen Matrix $\mathcal{A}_C$ ein Cluster bzw. eine Messgruppe an. Der Algorithmus führt die Zerlegung für eine Anzahl von M Messungen in M Schritten, also in linearer Laufzeit durch.

Wird der Algorithmus auf die Assoziationsmatrix aus Tabelle 5.1 angewendet, so ergibt sich die in Tabelle 5.2 dargestellte Zerlegungsmatrix $\mathcal{A}_C$. Die Matrix enthält wie gewünscht die beiden Messgruppen $\{z_1, z_2, z_3\}$ und $\{z_4\}$, die die beiden realen Objekte repräsentieren.

5.1.3. Messdatenkombination

Die gefundenen Messgruppen müssen anschließend noch zu einer gemeinsamen Messung verrechnet werden, die dann als Eingabe zur Objektverfolgung verwendet werden kann. Dazu wird das gewichtete arithmetische Mittel $\bar{\mathbf{z}}$ aller Messungen z_i, $i = 1, \ldots, M$ einer Messgruppe berechnet:

$$\bar{\mathbf{z}} = \frac{\sum_{i=1}^{M} w_i \mathbf{z}_i}{\sum_{i=1}^{M} w_i}. \tag{5.1}$$

Es wird davon ausgegangen, dass die Messgenauigkeit im betreffenden Winkel- und Entfernungsbereich der Strahlen gleich hoch ist. Daher werden die Gewichtungsfaktoren mit $w_i = 1$ gewählt. Der kombinierte Messwert entspricht damit dem einfach gewichteten arithmetischen Mittel der zugrundeliegenden Messungen.

Handelt es sich bei den detektierten Objekten sicher um Punktobjekte, so erhöht sich die Messgenauigkeit durch Kombination der Einzelmessungen. Die Annahme von Punktobjekten ist jedoch im Allgemeinen nicht erfüllt, so dass die Messgenauigkeit der fusionierten Messungen nicht angepasst wird.

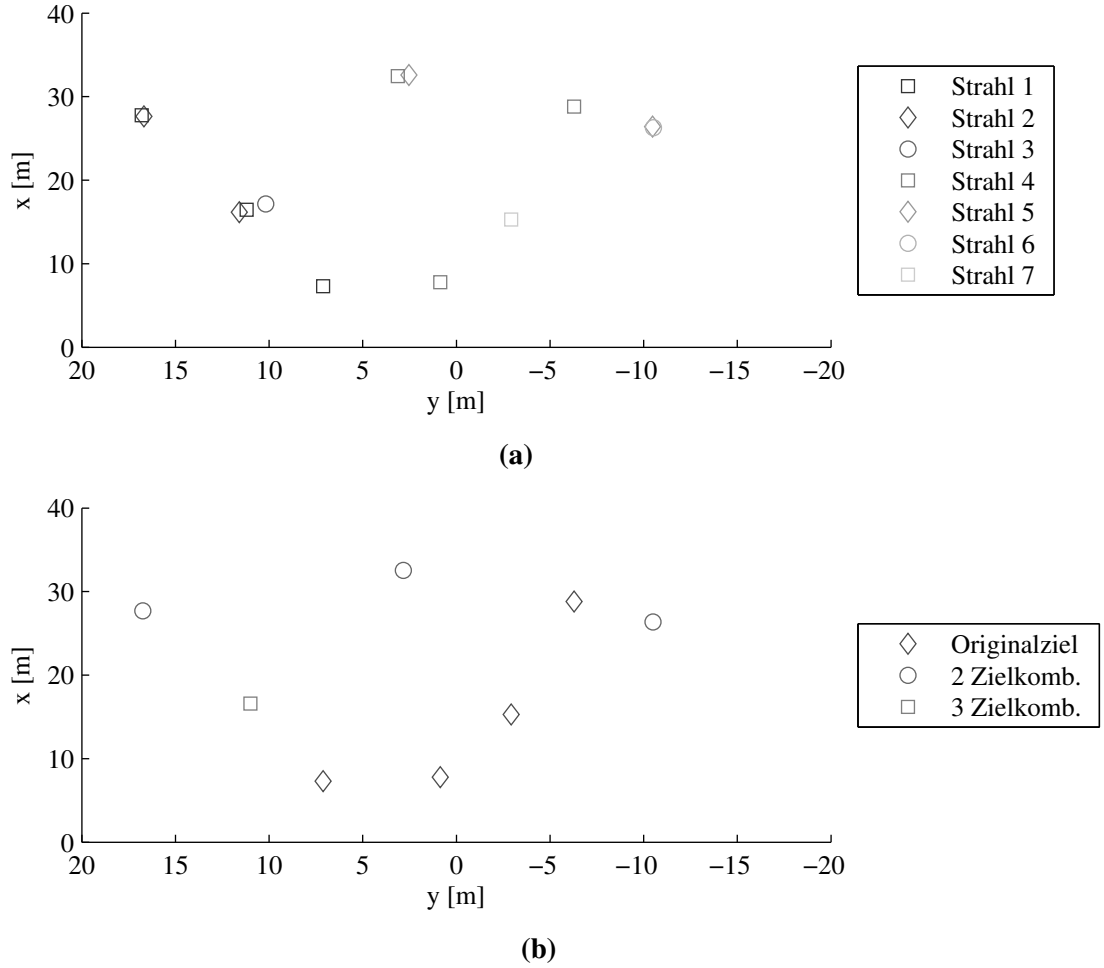


Abb. 5.4.: Beispiel zur Messdatenkombination. (a) Messdaten vor der Messdatenkombination. Die Symbole entsprechen der Nummer des detektierenden Strahls. (b) Messdaten nach der Messdatenkombination. Die Symbole entsprechen hier der Anzahl an Messungen, aus denen die kombinierte Messung gebildet wurde.

Abbildung 5.4 stellt das Ergebnis der Messdatenkombination eines Zeitschritts für die Messungen des Nahbereichsradarsensors dar. Die Abbildung 5.4 (a) gibt die originalen Messdaten des Sensors wieder. Die unterschiedlichen Symbole entsprechen jeweils der Nummer des detektierenden Strahls. Es ist zu erkennen, dass einige Objekte von mehreren Sendestrahlen gleichzeitig erfasst werden. Abbildung 5.4 (b) zeigt das Ergebnis der Messdatenkombination. Die Symbole geben dort jeweils an, aus wie vielen Messungen eine kombinierte Messung entstanden ist. In diesem Beispiel wird ein Objekt von bis zu drei Sendestrahlen erfasst.

Im nächsten Beispiel wird die Datenkombination anhand einer beispielhaften Messsequenz dargestellt, in der mehrere Objekte erfasst werden. Dabei zeigt Abbildung 5.5 (a) die Anzahl der Messungen vor und nach der Messdatenkombination. Der Darstellung kann entnommen werden, dass die Mehrfachdetektion von Objekten nicht sporadisch, sondern dauerhaft auftritt. Durch die beschriebene Vorverarbeitung wird auch die Datenmenge reduziert. Die Abbildung 5.5 (b) gibt die prozentuale Reduktion der kombinierten Messungen gegen-

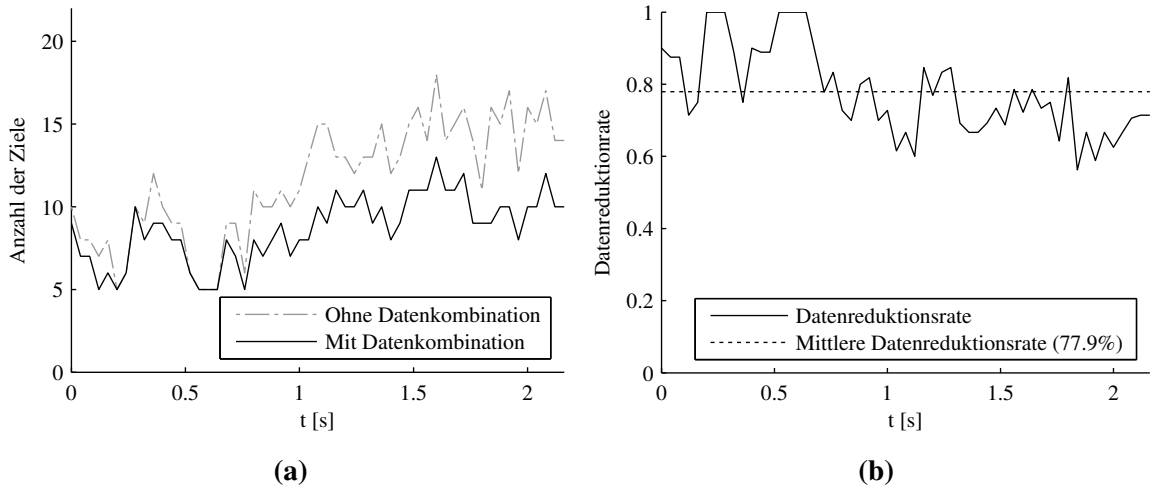


Abb. 5.5.: Auswertung der Datenkombination einer beispielhaften Messung. (a) Anzahl der Messungen vor und nach der Datenkombination. (b) Datenreduktionsrate der Datenkombination.

über den Originalmessungen an. Im Durchschnitt ergibt sich eine Reduktion von 77,9 %. Da die Datenkombination relativ einfach zu berechnen ist, lässt sich diese bereits im Sensor durchführen. Dadurch kann sowohl die Auslastung der Sensorfusionseinheit als auch die zu übertragende Datenmenge reduziert werden.

Die Messdatenkombination basiert auf der Annahme von punktförmigen Objekten. Ausgedehnte Objekte mit mehreren, nah beieinander liegenden Reflexionszentren, können durch die Messdatenkombination auf ein punktförmiges Objekt reduziert werden. Da mit den verwendeten Sensoren jedoch keine Objektausdehnung gemessen werden kann, muss bei der Objektverfolgung ohnehin von punktförmigen Objekten bzw. Reflexionszentren ausgegangen werden, so dass diese Einschränkung in Kauf genommen wird.

5.2. 360 Grad-Objektverfolgung

Durch die vorhergehende Datenkombination werden die Messdaten der Sensoren so vorbereitet, dass sie als Eingabe zur Objektverfolgung und Sensorfusion verwendet werden können. Zur Objektschätzung wird ein Kalman-Filter eingesetzt, welches für jedes Objekt sowohl einen Schätzwert $\mathbf{x}$ als auch eine dazugehörige Schätzfehlerkovarianz $\mathbf{P}$ liefert. Auf der Grundlage dieser Objektschätzungen soll anschließend eine systemunabhängige Komponente zur Berechnung von Unfallwahrscheinlichkeiten realisiert werden.

5.2.1. Prozessmodelle

Zunächst wird ein geeignetes Prozessmodell zur 360°-Objektverfolgung gesucht. Es soll die Vorhersage von Kollisionen ermöglichen. Es muss dabei auch Situationen berücksichtigen, in denen das Sensorfahrzeug schleudert, da gerade in diesen Situationen ein Unfall sehr wahrscheinlich ist. Zur Realisierung des Fahrzeugsicherheitssystems wird die Position

und die relative Geschwindigkeit anderer Objekte in Relation zum Sensorfahrzeug benötigt. Daraus kann deren Kollisionsort und Kollisionszeitpunkt berechnet werden. Die Objektschätzung in kartesischen Koordinaten liefert mit der Objektposition ξ, η und der Objektgeschwindigkeit $\dot{\xi}$, $\dot{\eta}$ die notwendigen Informationen. Die kartesische Darstellung wird der Darstellung in Polarkoordinaten vorgezogen, da die Daten sehr einfach in das kartesische Koordinatensystem eines beliebigen Sensors transformiert werden können. Außerdem lässt sich die im Folgenden angenommene Objektbewegung direkt in kartesischen Koordinaten darstellen. Damit lautet der gewählte Zustandsvektor:

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} \xi & \eta & \dot{\xi} & \dot{\eta} \end{bmatrix}^{\mathrm{T}}. \tag{5.2}$$

Ein übliches Modell zur Beschreibung der Objektdynamik basiert auf der Annahme einer konstanten Geschwindigkeit, wobei davon ausgegangen wird, dass die Bewegungen in x- und y-Richtung nicht gekoppelt sind. In der Literatur werden darüber hinaus auch weitere Prozessmodelle vorgeschlagen. Zu nennen ist hier z. B. das im Englischen als „Coordinated Turn“ bezeichnete Modell [51, S. 12 ff.]. Bei diesem Modell sind die Bewegungen in x- und y-Richtung gekoppelt. Varianten sind sowohl in kartesischen als auch in polaren Koordinaten bekannt. Da solche Modelle jedoch nur die Dynamik der verfolgten Objekte, nicht jedoch die Eigendynamik des Sensorfahrzeugs beschreiben können, muss eine Eigenbewegungskompensation durchgeführt werden. Hierzu wird eine exakte Fahrzeugodometrie benötigt, welche beim Schleudern des Sensorfahrzeugs üblicherweise nicht in ausreichender Qualität zur Verfügung steht. Das „Coordinated Turn“ Modell scheidet demnach für die Objektverfolgung aus und es wird das einfachere Modell konstanter Geschwindigkeit ohne Eigenbewegungskompensation gewählt.

Es gibt zwei bekannte Varianten des Modells. Beide treffen die Annahme, dass das System durch weißes Prozessrauschen beeinflusst wird. Die Modelle werden im Folgenden für den eindimensionalen Fall vorgestellt. Durch entsprechende Erweiterung der Matrizen können diese einfach auf den zweidimensionalen Fall übertragen werden. Dabei wird angenommen, dass die Bewegungen in x- und y-Richtung voneinander unabhängig sind.

Das erste Modell wird in der Literatur als „Continuous White Noise Acceleration“-Modell [5, S. 269 ff.] bezeichnet. Die Objektbeschleunigung $\ddot{\xi}$ einer allgemeinen Koordinate ξ wird dabei als weißes, zeitkontinuierliches Rauschen modelliert:

$$\ddot{\xi}(t) = \tilde{w}(t) \tag{5.3}$$

mit

$$E\left[\tilde{w}(t)\right] = 0, \quad E\left[\tilde{w}(t)\tilde{w}(\tau)\right] = q(t)\delta(t-\tau). \tag{5.4}$$

Die Intensität des zeitkontinuierlichen Prozessrauschens wird über den zeitinvarianten skalaren Parameter q angegeben. Die zeitdiskrete Zustandsgleichung lautet:

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{F}_{k-1}\mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{v}_{k-1}, \tag{5.5}$$

mit dem Zustandsvektor

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} \xi \\ \dot{\xi} \end{bmatrix} \tag{5.6}$$

und der Zustandsübergangsmatrix

$$\mathbf{F}_{k-1} = \begin{bmatrix} 1 & \Delta t \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{5.7}$$

für das Abtastintervall Δt. Die zeit-diskrete Prozessrauschmatrix lautet [5, S. 270]:

$$\mathbf{Q}(\Delta t) = \begin{bmatrix} \frac{1}{3}\Delta t^3 & \frac{1}{2}\Delta t^2 \\ \frac{1}{2}\Delta t^2 & \Delta t \end{bmatrix} q. \tag{5.8}$$

Die Änderung der Geschwindigkeit innerhalb des Abtastintervalls liegt damit in der Größenordnung von $\sqrt{q\Delta t}$. Eine mögliche Wahl von q in Abhängigkeit von Δt kann über die Abschätzung

$$q \approx \sigma_{\ddot{\xi}}^2 \Delta t \tag{5.9}$$

erfolgen. Dabei gibt $\sigma_{\ddot{\xi}}$ die maximal erwartete Änderung der Geschwindigkeit an. Der 3σ-Wert kann aus der maximal möglichen Bremsverzögerung abgeleitet werden. Diese liegt nach [44] bei modernen Fahrzeugen im Bereich von $7\,\mathrm{m/s^2}$ bis $10\,\mathrm{m/s^2}$.

Das zweite Modell wird als stückweise konstantes Beschleunigungsmodell mit weißem Rauschen bezeichnet (engl. „Piecewise Constant White Noise Acceleration Model“). Unter Nutzung derselben Zustandsgleichung wie in Gleichung 5.5 wird das Prozessrauschen direkt zeitdiskret modelliert:

$$\mathbf{v}(k) = \mathbf{\Gamma} v(k). \tag{5.10}$$

Dabei ist $v(k)$ eine skalare offsetfreie Sequenz weißen Rauschens:

$$E\left[v(k)v(j)\right] = \sigma_v^2 \delta_{kj}, \tag{5.11}$$

$\mathbf{\Gamma}$ der Rauschgewinn:

$$\mathbf{\Gamma} = \begin{bmatrix} \frac{1}{2}\Delta t^2 & \Delta t \end{bmatrix}^{\mathrm{T}} \tag{5.12}$$

und Δt das Abtastintervall. In diesem Modell wird angenommen, dass das Objekt über ein Abtastintervall hinweg eine konstante Beschleunigung $v(k)$ erfährt. Die auf das System wirkende Beschleunigung von Abtastzeitschritt zu Abtastzeitschritt wird als unkorreliert angenommen. Die Prozessrauschmatrix lautet für dieses Modell nach [5, S. 273] folgendermaßen:

$$\mathbf{Q}(\Delta t) = \mathbf{\Gamma}\sigma_v^2\mathbf{\Gamma} = \begin{bmatrix} \frac{1}{4}\Delta t^4 & \frac{1}{2}\Delta t^3 \\ \frac{1}{2}\Delta t^3 & \Delta t^2 \end{bmatrix} \sigma_v^2. \tag{5.13}$$

Der Parameter σ_v sollte nach [5] in der Größenordnung der maximal auftretenden Beschleunigung liegen.

Bei der Datenfusion mehrerer, nicht synchroner Sensoren, ergibt sich das Problem, dass das Abtastintervall Δt nicht konstant ist. Daher muss das in das System eingebrachte Rauschen mit der Größe der Prädiktionsschritte skalieren, so dass das akkumulierte Rauschen, welches sich durch zwei aufeinander folgende Prädiktionen mit der Schrittweite Δt ergibt, gleich groß ist wie das resultierende Rauschen einer Prädiktion der doppelten Schrittweite

$2\Delta t$. Aus der Fortschreibung des Prozessrauschens mit dem Kalman-Filter ergibt sich daraus die folgende Forderung:

$$\mathbf{Q}(2\Delta t) \stackrel{!}{=} \mathbf{Q}(\Delta t) + \mathbf{F}(\Delta t)\mathbf{Q}(\Delta t)\mathbf{F}(\Delta t)^{\mathrm{T}}. \tag{5.14}$$

Für das diskret hergeleitete Modell lässt sich der, im übrigen als konstant angenommene Parameter σ^2, aufgrund der nichtlinearen Zusammenhänge nicht so skalieren, dass dieser Zusammenhang erfüllt ist. So liegt das Inkrement des Geschwindigkeitsrauschens in der Größenordnung $v(k)\Delta t$, das für die Positionsungenauigkeit in der Größenordnung $v(k)\frac{1}{2}\Delta t^2$. Falls die Annahme in Gleichung 5.14 für ein gegebenes Δt korrekt ist, so kann sie für jedes andere Δt nicht korrekt sein. Dieses Modell erlaubt also nur Prädiktionen mit gleichbleibender Schrittweite.

Für das zeitkontinuierlich hergeleitete Modell lässt sich die geforderte Gleichheit in Gleichung 5.14 für die oben angegebenen Matrizen einfach zeigen:

$$\begin{bmatrix} \frac{1}{3}(2\Delta t)^3 & \frac{1}{2}(\Delta t)^2 \\ \frac{1}{2}(2\Delta t)^2 & 2\Delta t \end{bmatrix} q = \begin{bmatrix} \frac{1}{3}\Delta t^3 & \frac{1}{2}\Delta t^2 \\ \frac{1}{2}\Delta t^2 & \Delta t \end{bmatrix} q + \begin{bmatrix} 1 & \Delta t \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{1}{3}\Delta t^3 & \frac{1}{2}\Delta t^2 \\ \frac{1}{2}\Delta t^2 & \Delta t \end{bmatrix} q \begin{bmatrix} 1 & \Delta t \\ 0 & 1 \end{bmatrix}^{\mathrm{T}} \tag{5.15}$$

$$\Leftrightarrow \begin{bmatrix} \frac{8}{3}\Delta t^3 & 2\Delta t^2 \\ 2\Delta t^2 & 2\Delta t \end{bmatrix} q = \begin{bmatrix} \frac{1}{3}\Delta t^3 & \frac{1}{2}\Delta t^2 \\ \frac{1}{2}\Delta t^2 & \Delta t \end{bmatrix} q + \begin{bmatrix} \frac{7}{3}\Delta t^3 & \frac{3}{2}\Delta t^2 \\ \frac{3}{2}\Delta t^2 & \Delta t \end{bmatrix} q. \tag{5.16}$$

Daher muss bei Prädiktionsschritten variabler Schrittweite, wie es die in dieser Arbeit verwendeten nicht synchronisierten Sensoren erfordern, dieses Modell gewählt werden (vgl. [9, S. 205], [5, S. 268ff] und [51, S. 5, Abschnitt 4.2]).

5.2.2. Messmodelle für Radarsensoren

Neben dem Prozessmodell muss zur Verwendung eines Kalman-Filters ein Messmodell angegeben werden. Die verwendeten Radarsensoren messen die Entfernung r, den Winkel φ und die Radialgeschwindigkeit $\dot{r}$ von Objekten im Erfassungsbereich in Polarkoordinaten. Die Objektschätzung soll jedoch in kartesischen Koordinaten erfolgen. Zur Lösung dieses Problems werden in der Literatur zwei unterschiedliche Vorgehensweisen vorgeschlagen:

1. Nutzung eines linearen Kalman-Filters und Integration der in kartesische Koordinaten konvertierten Messdaten (dies führt zu einer linearen Messgleichung).

2. Nutzung eines erweiterten Kalman-Filters und Integration der in Polarkoordinaten vorliegenden Messdaten (dies führt zu einer nichtlinearen Messgleichung).

Die Nutzung eines linearen Kalman-Filters erfordert die Konvertierung der polaren Messdaten in kartesische Koordinaten. Dabei werden die polaren Messgrößen r, φ einfach in kartesische Koordinaten ξ, η transformiert. Es ergibt sich der konvertierte Messvektor $\mathbf{z}$:

$$\mathbf{z} = \begin{bmatrix} \xi \\ \eta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r \cdot \cos\varphi \\ r \cdot \sin\varphi \end{bmatrix}. \tag{5.17}$$

Die dazugehörige Messfehlerkovarianzmatrix

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} \sigma_{\xi}^2 & \sigma_{\xi\eta}^2 \\ \sigma_{\xi\eta}^2 & \sigma_{\eta}^2 \end{bmatrix}, \tag{5.18}$$

ergibt sich folgendermaßen durch die Konvertierung der polaren Messfehler σ_r, σ_φ in kartesische Koordinaten [8, S. 55]:

$$\begin{aligned} \sigma_{\xi}^2 &= \sigma_r^2 \cdot \cos^2\varphi + r^2 \cdot \sin^2\varphi \cdot \sigma_{\varphi}^2, \\ \sigma_{\eta}^2 &= \sigma_r^2 \cdot \sin^2\varphi + r^2 \cdot \cos^2\varphi \cdot \sigma_{\varphi}^2, \\ \sigma_{\xi\eta}^2 &= \frac{1}{2} \cdot \sin 2\varphi \cdot (\sigma_r^2 - r^2 \cdot \sigma_{\varphi}^2). \end{aligned} \tag{5.19}$$

Bei dieser einfachen Umrechnung ergibt sich für größere Entfernungs- und Winkelmessfehler ein nicht zu vernachlässigender Bias-Fehler. Zur Behebung des Fehlers wurden in [50] eine additive bias-bereinigte Konvertierung und in [52, 53] eine multiplikative bias-freie Konvertierung vorgestellt. Die Verwendung der Relativgeschwindigkeit als Messgröße ist mit diesem einfachen Modell nicht möglich.

Wird ein erweitertes Kalman-Filter zur Objektschätzung eingesetzt, so können der Messvektor und dessen Kovarianzmatrix direkt in Polarkoordinaten angegeben werden. Diese lauten für die gegebenen Messgrößen:

$$\mathbf{z} = \begin{bmatrix} r \\ \varphi \\ \dot{r} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{R} = \begin{bmatrix} \sigma_r^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{\varphi}^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{\dot{r}}^2 \end{bmatrix}. \tag{5.20}$$

Hier wird im Gegensatz zum linearen Kalman-Filter zusätzlich die Messung der Radialgeschwindigkeit $\dot{r}$ und deren Unsicherheit $\sigma_{\dot{r}}$ verwendet. Die Abbildung des Zustandsvektors auf den Messvektor wird (unter Vernachlässigung des Zeitindexes k) durch die nichtlineare Funktion $\mathbf{h}(\mathbf{x})$ beschrieben. Unter Verwendung des Zustandsvektors:

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} \xi & \eta & \dot{\xi} & \dot{\eta} \end{bmatrix}^{\mathrm{T}} \tag{5.21}$$

ergibt sich die Abbildung:

$$\mathbf{h}(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} r(\mathbf{x}_S) & \varphi(\mathbf{x}_S) & \dot{r}(\mathbf{x}_S) \end{bmatrix}^{\mathrm{T}}. \tag{5.22}$$

Diese Funktionen $r(\cdot)$, $\varphi(\cdot)$, $\dot{r}(\cdot)$ erfordern zunächst die Transformation der Daten aus dem Bezugskoordinatensystem in das kartesische Koordinatensystem des gegebenen Sensors. Der transformierte Zustandsvektor und dessen Einträge werden mit dem Index S gekennzeichnet und ergeben sich folgendermaßen:

$$\begin{bmatrix} \xi_S \\ \eta_S \\ \dot{\xi}_S \\ \dot{\eta}_S \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \xi\cos\Delta\psi & + & \eta\sin\Delta\psi & + & \Delta x \\ -\xi\sin\Delta\psi & + & \eta\cos\Delta\psi & + & \Delta y \\ \dot{\xi}\cos\Delta\psi & + & \dot{\eta}\sin\Delta\psi & & \\ -\dot{\xi}\sin\Delta\psi & + & \dot{\eta}\cos\Delta\psi & & \end{bmatrix}. \tag{5.23}$$

Hierbei bezeichnen $\Delta\psi$ den Anbauwinkel und Δx, Δy die Anbauposition des Sensors in Relation zum Bezugskoordinatensystem. Damit ergeben sich die gesuchten Funktionen zu:

$$r(\mathbf{x}_S) = \sqrt{\xi_S^2 + \eta_S^2}\,, \tag{5.24}$$

$$\varphi(\mathbf{x}_S) = \arctan(\eta_S / \xi_S)\,, \tag{5.25}$$

$$\dot{r}(\mathbf{x}_S) = \dot{\xi}_S \cos\left[\varphi(\mathbf{x})\right] + \dot{\eta}_S \sin\left[\varphi(\mathbf{x})\right]. \tag{5.26}$$

Für das EKF muss außerdem die Linearisierung der Messgleichung bzw. die Jacobi-Matrix bestimmt werden:

$$\mathbf{h}_\mathbf{x} = \left[\frac{\partial \mathbf{h}}{\partial \mathbf{x}_S}\right]^\mathrm{T} = \begin{bmatrix} \partial r/\partial\xi & \partial r/\partial\eta & \partial r/\partial\dot{\xi} & \partial r/\partial\dot{\eta} \\ \partial\varphi/\partial\xi & \partial\varphi/\partial\eta & \partial\varphi/\partial\dot{\xi} & \partial\varphi/\partial\dot{\eta} \\ \partial\dot{r}/\partial\xi & \partial\dot{r}/\partial\eta & \partial\dot{r}/\partial\dot{\xi} & \partial\dot{r}/\partial\dot{\eta} \end{bmatrix}. \tag{5.27}$$

Sie ergibt sich aus der Ableitung aller Einträge des Zustandsvektors nach den Einträgen des Messvektors. Die Berechnungen werden an dieser Stelle explizit ausgeschrieben, da sie für die 360°-Objektverfolgung notwendig sind, jedoch in der Literatur bisher nicht explizit hergeleitet wurden. Die Ableitungen lauten für die Entfernung:

$$\partial r/\partial\xi = \frac{\xi_S \cos\Delta\psi - \eta_S \sin\Delta\psi}{r(\mathbf{x}_S)}, \tag{5.28}$$

$$\partial r/\partial\eta = \frac{\xi_S \sin\Delta\psi + \eta_S \cos\Delta\psi}{r(\mathbf{x}_S)}, \tag{5.29}$$

$$\partial r/\partial\dot{\xi} = 0, \tag{5.30}$$

$$\partial r/\partial\dot{\eta} = 0, \tag{5.31}$$

den Winkel:

$$\partial\varphi/\partial\xi = \frac{-\xi_S \sin\Delta\psi - \eta_S \cos\Delta\psi}{r(\mathbf{x}_S)^2}, \tag{5.32}$$

$$\partial\varphi/\partial\eta = \frac{\xi_S \cos\Delta\psi - \eta_S \sin\Delta\psi}{r(\mathbf{x}_S)^2}, \tag{5.33}$$

$$\partial\varphi/\partial\dot{\xi} = 0, \tag{5.34}$$

$$\partial\varphi/\partial\dot{\eta} = 0, \tag{5.35}$$

und die Radialgeschwindigkeit:

$$\partial\dot{r}/\partial\xi = \frac{-\xi_S \sin\Delta\psi - \eta_S \cos\Delta\psi}{r(\mathbf{x}_S)^2} \cdot l, \tag{5.36}$$

$$\partial\dot{r}/\partial\eta = \frac{\xi_S \cos\Delta\psi - \eta_S \sin\Delta\psi}{r(\mathbf{x}_S)^2} \cdot l, \tag{5.37}$$

$$\partial\dot{r}/\partial\dot{\xi} = \cos\Delta\psi \cos\left[\varphi(\mathbf{x}_S)\right] - \sin\Delta\psi \sin\left[\varphi(\mathbf{x}_S)\right], \tag{5.38}$$

$$\partial\dot{r}/\partial\dot{\eta} = \sin\Delta\psi \cos\left[\varphi(\mathbf{x}_S)\right] + \cos\Delta\psi \sin\left[\varphi(\mathbf{x}_S)\right], \tag{5.39}$$

mit

$$l = -\dot{\xi}_S \sin\left[\varphi(\mathbf{x}_S)\right] + \dot{\eta}_S \cos\left[\varphi(\mathbf{x}_S)\right]. \tag{5.40}$$

Der Vorteil einer Konvertierung von polaren in kartesische Koordinaten liegt darin, dass zur Objektverfolgung ein einfacheres lineares Kalman-Filter eingesetzt werden kann. Die Radialgeschwindigkeit der Messdaten wird dabei nicht verwendet, obwohl sie als zusätzliche Messgröße zur Verbesserung der Datenassoziation und Objektschätzung beiträgt. Darüber hinaus ist die gegenseitige Unabhängigkeit der Messgrößen eine notwendige Bedingung für das im nächsten Kapitel vorgestellte Verfahren zur Modellierung der Sensorauflösung. Die Unabhängigkeit geht jedoch durch die Konvertierung verloren, wie aus den zusätzlichen Kovarianztermen ersichtlich wird.

Im Gegensatz zum linearen Kalman-Filter, das die Konvertierung der Messdaten in kartesische Koordinaten erfordert, ermöglicht das EKF die direkte Integration der Polarkoordinatenmessung in das Filter. Da die Verteilungsdichten der Messung jedoch durch die nichtlineare Transformation die angenommene Normalverteilungseigenschaft verlieren, sollte getestet werden, ob das Filter trotzdem konsistente Ergebnisse liefert.

Da im Unterabschnitt 5.2.6 für die Nutzung des EKFs mit dem polaren Messmodell Konsistenz nachgewiesen wird und es außerdem die notwendigen Annahmen zur Modellierung der Sensorauflösung erfüllt, wird die Objektschätzung im Folgenden mit dem EKF durchgeführt.

5.2.3. Konsistenz der Objektverfolgung

Bei der Objektverfolgung mittels dynamischer Zustandsschätzung sollte überprüft werden, ob die verwendeten Modelle (Prozess und Messmodell) den zu schätzenden Prozess korrekt abbilden (sowohl Schätzwert als auch Schätzfehler). Darüber hinaus sollten numerische Fehler und Programmierfehler ausgeschlossen werden. Ein Filter, welches nach Ausschluss dieser Fehler korrekte Schätzergebnisse liefert, wird als konsistent bezeichnet. Ein nicht konsistentes Filter kann im schlimmsten Fall zur Filterdivergenz führen.

Bei der Schätzung eines konstanten Parameters wird die Konsistenz des Schätzers einfach als Konvergenz des Schätzwertes zum wahren Wert [5, S. 232] definiert, da in diesem Fall kein Prozess-, sondern nur das Messrauschen beachtet werden muss. Durch Integration jeder neuen Messung nähert sich der Schätzwert also immer mehr dem wahren Wert an. Bei der Zustandsschätzung eines dynamischen Systems konvergiert der Wert jedoch nicht, da hier das Prozessrauschen die erreichbare Genauigkeit beschränkt. In diesem Fall müssen zur Konsistenzprüfung die ersten beiden Momente der Zustandsschätzung betrachtet werden. Für diese wird gefordert:

$$E\left[\mathbf{x}_k^* - \hat{\mathbf{x}}_k\right] := E\left[\tilde{\mathbf{x}}_k\right] \stackrel{!}{=} 0, \tag{5.41}$$

$$E\left[\tilde{\mathbf{x}}_k \tilde{\mathbf{x}}_k^{\mathrm{T}}\right] \stackrel{!}{=} \mathbf{P}_k. \tag{5.42}$$

In Gleichung 5.41 wird die Mittelwertfreiheit des Schätzergebnisses verlangt. Durch Gleichung 5.42 wird gefordert, dass die durch das Filter berechnete Schätzfehlerkovarianz der tatsächlichen Kovarianz des Schätzfehlers entspricht. Dabei bezeichnet $\mathbf{x}_k^*$ den wahren Zustand im Zeitschritt k.

In [5] werden zwei Konsistenztests für Zustandsschätzer vorgeschlagen:

1. Der Normalized Estimation Error Squared (NEES)-Test [5, S. 234] und der

2. Normalized Innovation Squared (NIS)-Test [5, S. 233].

Die beiden Verfahren werden im Folgenden vorgestellt.

NEES-Test

Der normalisierte quadrierte Schätzfehler (engl. „Normalized Estimation Error Squared“, NEES) ist folgendermaßen definiert:

$$\epsilon(k) = \tilde{\mathbf{x}}_k^{\mathrm{T}} \mathbf{P}_k^{-1} \tilde{\mathbf{x}}_k, \tag{5.43}$$

wobei

$$\tilde{\mathbf{x}}_k = \mathbf{x}_k^* - \hat{\mathbf{x}}_k. \tag{5.44}$$

Dabei steht $\mathbf{x}_k^*$ für den Referenzwert.

Unter der Hypothese H_0, dass das Filter konsistent ist, es sich um ein lineares System mit normalverteilten Fehlern handelt und der Zustandsvektor der Dimension m entspricht, ist $\epsilon(k)$ Chi-Quadrat-verteilt mit dem Freiheitsgrad m. Damit ist

$$E[\epsilon(k)] = m. \tag{5.45}$$

Beim Konsistenztest wird nun geprüft, ob Gleichung 5.45 akzeptiert werden kann.

Da für den NEES-Test Referenzdaten benötigt werden, wird dieser meist mit Simulationsdaten durchgeführt. Die Referenzdaten können jedoch auch von einem anderen hochgenauen Sensor stammen. Bei der Verwendung von Simulationsdaten wird der Testlauf N-Mal wiederholt, um ein zuverlässigeres Testergebnis zu erhalten. Dabei wird der NEES-Fehler in jedem Zeitschritt aufaddiert und anschließend durch die Anzahl der Wiederholungen geteilt:

$$\bar{\epsilon}(k) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \epsilon(k). \tag{5.46}$$

Die Hypothese in Gleichung 5.45, dass das Filter konsistent ist, wird nun akzeptiert, falls gilt:

$$\bar{\epsilon}(k) \in [r_1, r_2]. \tag{5.47}$$

Dabei definieren die Werte r_1, r_2 ein Akzeptanzintervall. Dieses wird so gewählt, dass gilt:

$$P\left\{\bar{\epsilon}(k) \in [r_1, r_2] \mid H_0\right\} = 1 - \alpha. \tag{5.48}$$

Für $\alpha = 0{,}05$, $N = 1$ und $m = 2$ erhält man $r_1 = 0{,}05$ und $r_2 = 7{,}38$. Aufgrund der Asymmetrie der Chi-Quadratverteilung ist es zweckmäßig, die untere Intervallgrenze mit $r_1 = 0$ zu wählen. Die obere Intervallgrenze ergibt sich dann durch Abschneiden des durch α definierten Bereichs aus der Chi-Quadratverteilung (s. a. Unterabschnitt 3.3.1):

$$r_2 = f_{\chi^2}(1 - \alpha \mid m) = 5{,}99. \tag{5.49}$$

NIS-Test

Für den NIS-Test wird die normalisierte quadrierte Innovation (engl. „Normalized Innovation Squared“, NIS) berechnet:

$$\epsilon_\gamma(k) = \boldsymbol{\gamma}_k^{\mathrm{T}} \mathbf{S}_k^{-1} \boldsymbol{\gamma}_k. \tag{5.50}$$

Dabei sind $\boldsymbol{\gamma}_k$ das Residuum und $\mathbf{S}_k$ die Residuenkovarianz zum Zeitschritt k. Unter der Annahme, dass das Filter konsistent ist, ist $\epsilon_\gamma(k)$ mit dem Freiheitsgrad m, der Dimension des Messvektors, Chi-Quadrat-verteilt. Die Akzeptanzregion wird wie beim NEES-Test gewählt.

Der Vorteil des NIS-Tests ist, dass dieser auch ohne Referenzdaten berechnet werden kann. Damit eignet er sich für Tests zur Laufzeit eines Systems oder für Szenarien, in denen keine Referenzdaten zur Verfügung stehen.

5.2.4. Verkürzte Zustandsinitialisierung

Im Kapitel 3 wurde die Zustandsschätzung dynamischer Systeme erklärt. Sie basiert auf der Annahme, dass eine initiale Objektschätzung vorliegt. In der Praxis muss diese jedoch zunächst gefunden werden. Ein bekanntes Verfahren zur Initialisierung eines Zustandsvektors wie in Gleichung 5.2 ist das Zwei-Punkt-Differentiationsverfahren [5, S. 247]. Dabei werden die (in kartesische Koordinaten konvertierten) Positionsmessungen zweier im zeitlichen Abstand Δt aufeinander folgender Messungen zur Initialisierung des Zustandsvektors verwendet. Die Geschwindigkeit wird dabei durch Differentiation der Positionsmessungen berechnet. Der Schätzfehler der Geschwindigkeit ergibt sich aus dem Fehler σ_ξ^2 der Positionsmessung ξ zu:

$$\sigma_{\dot{\xi}}^2 = 2\sigma_\xi / \Delta t^2. \tag{5.51}$$

Je kleiner das Abtastintervall Δt ist, desto höher ist also die resultierende Geschwindigkeitsunsicherheit. Bei einem sehr kleinen Intervall Δt, wie dies z. B. bei einer asynchronen Sensorfusion auftreten kann, führt dies zu sehr hohen Anfangsunsicherheiten und zu langen Einschwingzeiten des Filters. Die Dopplerinformation wird unnötigerweise verworfen und die Geschwindigkeitsunsicherheit wird entsprechend hoch angenommen. Nach dem ersten Initialisierungsschritt liegt damit noch keine Geschwindigkeitsschätzung vor, so dass das Filter erst nach der zweiten Messung gestartet werden kann und sich der Einschwingvorgang dadurch zusätzlich verzögert. Daher wird in dieser Arbeit eine verkürzte Zustandsinitialisierung eingesetzt. Diese wurde zuerst in [90] vorgestellt. Hier wird das Verfahren in korrigierter Form dargestellt.

Gesucht sind der initiale Zustandsvektor $\hat{\mathbf{x}}_0$ und dessen Schätzfehlerkovarianzmatrix $\mathbf{P}_0$:

$$\hat{\mathbf{x}}_0 = \begin{bmatrix} \xi_0 \\ \eta_0 \\ \dot{\xi}_0 \\ \dot{\eta}_0 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{P}_0 = \begin{bmatrix} \mathbf{P}_0^{\xi\eta} & \begin{matrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{matrix} \\ \begin{matrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{matrix} & \mathbf{P}_0^{\dot{\xi}\dot{\eta}} \end{bmatrix}. \tag{5.52}$$

Die initiale Positionsschätzung ergibt sich analog zu Gleichung 5.17:

$$\begin{bmatrix} \xi_0 \\ \eta_0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_0 \cos\varphi_0 \\ r_0 \sin\varphi_0 \end{bmatrix}. \tag{5.53}$$

Dabei entsprechen r_0 und φ_0 der Entfernungs- und Winkelmessung des Radarsensors im Zeitschritt $k = 0$. Die initiale Schätzfehlerkovarianzmatrix der Positionen lautet analog zu Gleichung 5.18:

$$\mathbf{P}_0^{\xi\eta} = \begin{bmatrix} \sigma_\xi^2 & \sigma_{\xi\eta}^2 \\ \sigma_{\xi\eta}^2 & \sigma_\eta^2 \end{bmatrix}. \tag{5.54}$$

Hierbei wird die im Unterabschnitt 5.2.2 vorgestellte Konvertierung in kartesische Koordinaten mit den in Gleichung 5.19 angegebenen Werten benutzt.

Die Messgleichung der Radialgeschwindigkeit lautet:

$$\dot{r}_0 = \mathbf{H}\mathbf{v}_{0-} + w_{\dot{r}}. \tag{5.55}$$

Für die a-priori Geschwindigkeitsschätzung des Objekts $\mathbf{v}_{0-}$ wird angenommen:

$$\mathbf{v}_{0-} \sim \mathcal{N}\left(0, \mathbf{P}_{0-}^{\dot{\xi}\dot{\eta}}\right). \tag{5.56}$$

Die a-priori-Schätzfehlerkovarianzmatrix ist definiert als:

$$\mathbf{P}_{0-}^{\dot{\xi}\dot{\eta}} = \begin{bmatrix} \sigma_s^2 & 0 \\ 0 & \sigma_s^2 \end{bmatrix}. \tag{5.57}$$

Über den Parameter σ_s wird die Unsicherheit über die a-priori Schätzung der Geschwindigkeit in x- und y-Richtung vor einer ersten Messung zum Zeitpunkt $k = 0$ modelliert. Der Parameter kann z. B. über die maximal zu erwartende Geschwindigkeit ermittelt werden. Die Messmatrix lautet:

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} \cos\varphi_0 \\ \sin\varphi_0 \end{bmatrix}. \tag{5.58}$$

Das Messrauschen wird als normalverteilt angenommen:

$$w_{\dot{r}} \sim \mathcal{N}\left(0, \sigma_{\dot{r}}^2\right). \tag{5.59}$$

Der Initialwert der Geschwindigkeitsschätzung wird nun durch Anwendung der Innovationsgleichung des Kalman-Filters unter Verwendung der a-priori Geschwindigkeitskovarianzmatrix, des Geschwindigkeitsmessfehlers $\sigma_{\dot{r}}$ und der Geschwindigkeitsmessung $\dot{r}_0$ zum Zeitpunkt $k = 0$ gebildet:

$$\begin{bmatrix} \dot{\xi}_0 \\ \dot{\eta}_0 \end{bmatrix} = \mathbf{P}_{0-}^{\dot{\xi}\dot{\eta}}\mathbf{H}^{\mathrm{T}}(\mathbf{H}\mathbf{P}_{0-}^{\dot{\xi}\dot{\eta}}\mathbf{H}^{\mathrm{T}} + \sigma_{\dot{r}})^{-1}\dot{r}_0 = \frac{\sigma_s^2}{\sigma_s^2 + \sigma_{\dot{r}}^2}\begin{bmatrix} \cos\varphi_0 \\ \sin\varphi_0 \end{bmatrix}\dot{r}_0. \tag{5.60}$$

Die initiale Schätzfehlerkovarianzmatrix der Geschwindigkeit ergibt sich analog aus der Kalman-Filter-Innovation der Schätzfehlerkovarianz:

$$\mathbf{P}_0^{\dot{\xi}\dot{\eta}} = \mathbf{P}_{0-}^{\dot{\xi}\dot{\eta}} - \mathbf{P}_{0-}^{\dot{\xi}\dot{\eta}}\mathbf{H}^{\mathrm{T}}(\mathbf{H}\mathbf{P}_{0-}^{\dot{\xi}\dot{\eta}}\mathbf{H}^{\mathrm{T}} + \sigma_{\dot{r}}^2)^{-1}\mathbf{H}\mathbf{P}_{0-}^{\dot{\xi}\dot{\eta}} \tag{5.61}$$

$$= \sigma_s^2 \begin{bmatrix} 1 - \frac{\sigma_s^2}{\sigma_s^2+\sigma_{\dot{r}}^2}\cos^2\varphi_0 & -\frac{\sigma_s^2}{\sigma_s^2+\sigma_{\dot{r}}^2}\cos\varphi_0\sin\varphi_0 \\ -\frac{\sigma_s^2}{\sigma_s^2+\sigma_{\dot{r}}^2}\cos\varphi_0\sin\varphi_0 & 1 - \frac{\sigma_s^2}{\sigma_s^2+\sigma_{\dot{r}}^2}\sin^2\varphi_0 \end{bmatrix}. \tag{5.62}$$

Der Vektor $\hat{\mathbf{x}}_0$ und dessen Schätzfehlerkovarianzmatrix $\mathbf{P}_0$ müssen nun nur noch über eine Rotation und eine Translation vom Sensor- in das Bezugskoordinatensystem überführt werden. Sie bilden dann die gesuchte initiale Objektschätzung des Kalman-Filters. Der Start des Filters ist damit im Gegensatz zum Zwei-Punkt-Differentiationsverfahren bereits zum Zeitpunkt $k = 0$ möglich.

5.2.5. Fusion asynchroner Sensoren

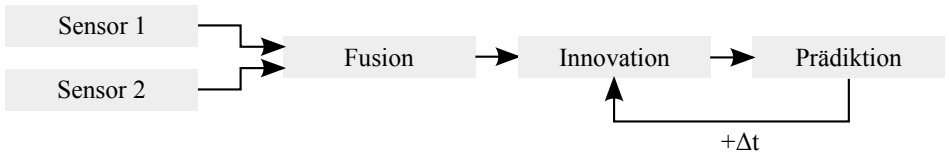
Um die spezifischen Vorteile verschiedener oder gleichartiger Sensoriken zu kombinieren, bietet sich eine Kombination oder Fusion der jeweiligen Messdaten an. Hierbei unterscheidet man die Ansätze nach Art der Sensorik, Fusionsebene, Erfassungsbereich und Synchronität der Sensorik. Bei der Fusion unterschiedlicher Sensoren spricht man von heterogener, bei gleichartigen Sensoren von homogener Fusion. Bei den Fusionsebenen unterscheidet man die Rohdaten-, die Merkmals- und die Entscheidungsebene [17, S. 18 f.] sowie weitere Mischformen. Im Englischen spricht man entsprechend von „Low-Level"-, „Feature-Level"- und „High-Level"-Fusion [48, S. 37 ff.]. Wenn sich die Erfassungsbereiche homogener Sensoren überlappen, spricht man von konkurrierender, sonst von ergänzender Fusion, bei heterogener Sensorik entsprechend von kooperativer und unabhängiger Fusion [71]. Ferner unterscheidet man synchrone Sensoren, die die Umgebung jeweils zum selben Zeitpunkt erfassen und asynchrone Sensoren, die zu unterschiedlichen Zeitpunkten messen. Aus den Fähigkeiten der Sensoren leitet sich die Möglichkeit einer synchronen bzw. asynchronen Sensorfusion ab.

Die verwendeten Nahbereichsradarsensoren arbeiten nicht synchron. Daher werden die Messdaten zu unterschiedlichen Zeitpunkten von den verschiedenen Sensoren erfasst und können nicht direkt in einer Messvektorfusion miteinander kombiniert werden. Für einen solchen Fall wird in [21, S. 69] die implizite Fusion empfohlen. Diese entspricht einer sequentiellen Integration der Messdaten in die Objektverfolgung. Dazu werden die Objektschätzungen jeweils auf den Messzeitpunkt des nächsten zu integrierenden Datensatzes prädiziert. Anschließend werden die neuen Messdaten integriert. Stehen neue, noch nicht integrierte Messdaten zur Verfügung, werden diese Schritte jeweils wiederholt. Abbildung 5.6 stellt jeweils schematisch die Fusion mit synchronen und asynchronen Sensoren dar.

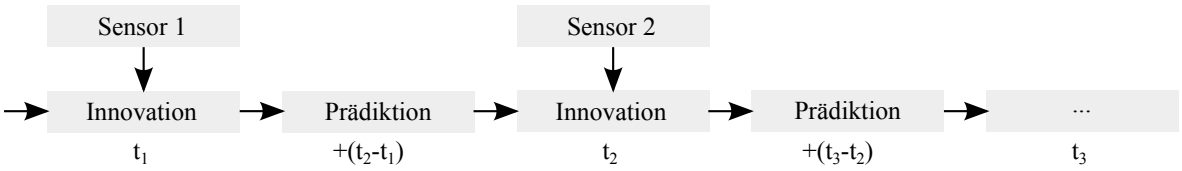
Eine Fusionsarchitektur muss eine globale Systemzeit mit ausreichender Auflösung und Genauigkeit zur Verfügung stellen [21, S. 67]. Die geforderte Genauigkeit der Systemzeit ist abhängig von den Systemanforderungen, wie z. B. dem adressierten Geschwindigkeitsbereich und der geforderten Positionsgenauigkeit. Wird beispielsweise ein System bis zu einer Geschwindigkeit $v = 10\,\mathrm{m/s}$ ausgelegt und kann eine Zeitmessung mit einem maximalen Fehler von $\epsilon_t = 0{,}001\,\mathrm{s}$ garantiert werden, so ergibt sich ein durch die fehlerhafte Zeitmessung bedingter zusätzlicher Positionsfehler ϵ_x (unter Ausschluss des Prozess- und Messrauschens):

$$\epsilon_x = v \cdot \epsilon_t = 10\,\mathrm{m/s} \cdot 0{,}001\,\mathrm{s} = 0{,}01\,\mathrm{m}. \tag{5.63}$$

In dieser Arbeit wird die globale Systemzeit durch die Uhr des mit einem Linux-Betriebssystem ausgestatteten Messtechnikrechners bereitgestellt. Zur Sensorfusion müssen die Messzeitpunkte der Sensoren in Bezug auf diese Zeit bekannt sein. Da der Messtechnikrechner kein Echtzeitsystem darstellt, muss jeder Rechenprozess einige Mikro- bis Millisekunden warten, bis die Prozessverwaltung dessen Ausführung veranlasst. Dies führt beim Eintref-



(a) Sensorfusion synchroner Sensoren



(b) Sensorfusion asynchroner Sensoren

Abb. 5.6.: Verschiedene Arten der Sensorfusion. Bei synchronen Sensoren werden die Daten in einem gemeinsamen Fusionsschritt kombiniert, das Fusionsergebnis integriert und die Schätzung um das Abtastintervall Δt der Sensoren prädiziert. Bei asynchronen Sensoren erfolgt die Fusion implizit durch Integration der neuesten Daten eines beliebigen Sensors und anschließende Prädiktion auf den Messzeitpunkt des nächsten Sensors.

fen neuer Messdaten dazu, dass es eine gewisse Zeit dauert, bis diese vom Rechner mit einem Zeitstempel versehen werden können. Die gemessenen Zeitpunkte des Eintreffens der Sensordaten sind somit fehlerbehaftet. Zur Verbesserung der Zeitstempelmessung sind die durchschnittliche Prozessdauer des Betriebssystems herabgesetzt und Unterbrechungen von höher priorisierten Rechenprozessen erlaubt worden. Dies führt zu einer Verbesserung der Genauigkeit, die jedoch für die Sensorfusion noch nicht ausreichend ist. Daher wird nach einer Möglichkeit gesucht, die Messzeitpunkte der Sensoren noch genauer bestimmen zu können. Im Folgenden wird das zu diesem Zweck entwickelte Verfahren beschrieben, das keine zusätzliche Hardware benötigt.

Das Verfahren nutzt ein Kalman-Filter, um die Messdatenzeitstempel jedes Sensors in der Systemzeit des Messtechnikrechners zu schätzen. Die Zykluszeit der Sensoren wird a-priori als unbekannt angenommen und hier nur zur Abschätzung des Prozessrauschens verwendet. Die notwendige Voraussetzung des Filters ist, dass die Sensoren die Daten jeweils in konstanten Intervallen abtasten und senden. Die Zustandsgleichung des Systems lautet:

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{F}\mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{\Gamma} v(k-1) \tag{5.64}$$

mit dem Zustandsvektor $\mathbf{x}$ im Zeitschritt k:

$$\mathbf{x}_k = \begin{bmatrix} t_k \\ \Delta t_k \end{bmatrix}. \tag{5.65}$$

Dabei steht t_k für den Zeitstempel in der Zeit des Messtechnikrechners im Zeitschritt k (Systemzeit) und Δt_k für die Zykluszeit des Sensors im Zeitschritt k in Bezug zur Systemzeit. Die Zustandsübergangsmatrix $\mathbf{F}$ ist zeitinvariant:

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}. \tag{5.66}$$

Über diese Matrix wird die Weite des Prädiktionsschritts Δt_k direkt der geschätzten Zykluszeit entnommen. Eine mögliche Veränderung der Zykluszeit der Sensoren, z. B. durch Erwärmung des Oszillators o. ä., wird durch den Rauschgewinn $\mathbf{\Gamma}$:

$$\mathbf{\Gamma} = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} \tag{5.67}$$

und den skalaren Prozessrauschterm $v(k)$ modelliert. Der Rauschgewinn beschreibt, dass sich das Rauschen gleichermaßen auf die Schätzung des Zeitstempels und die Schätzung der Zykluszeit auswirkt. Das Prozessrauschen wird als weiß, mittelwertfrei und zeitlich unkorreliert angenommen. Für die Prozessrauschmatrix ergibt sich dann:

$$\mathbf{Q} = E\left[\mathbf{\Gamma} v(k) v(k) \mathbf{\Gamma}^{\mathrm{T}}\right] = \mathbf{\Gamma} \sigma_c^2 \mathbf{\Gamma}^{\mathrm{T}} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} \sigma_c^2. \tag{5.68}$$

Die physikalischen Einheiten von $v(k)$ und σ_c sind jeweils Sekunden.

Die Messgleichung lautet:

$$z_k = t_k + w(k) \tag{5.69}$$

mit der Messmatrix:

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \end{bmatrix}. \tag{5.70}$$

Es wird angenommen, dass das Messrauschen $w(k)$ normalverteilt und mittelwertfrei ist:

$$w(k) \sim \mathcal{N}\left(0, \sigma_t^2\right). \tag{5.71}$$

Der Messvektor und die dazugehörige Messfehlermatrix lauten:

$$\mathbf{z}_k = \begin{bmatrix} t_k \end{bmatrix}, \quad \mathbf{R} = \begin{bmatrix} \sigma_t^2 \end{bmatrix}. \tag{5.72}$$

Dabei entspricht t_k der Systemzeit zum Eintreffen der Daten im Zeitschritt k und σ_t dem entsprechenden Messfehler.

Zur Verwendung des Filters muss nun noch angegeben werden, wie die Initialschätzung bestimmt wird. Dazu wird das Zwei-Punkt-Differentiationsverfahren [5, S. 247] verwendet. Unter Annahme der oben angegebenen Messgleichung, der Messwerte $\mathbf{z}_k$ zu den Zeitschritten $k = -1, 0$ wird die Initialschätzung berechnet:

$$\hat{\mathbf{x}}_0 = \begin{bmatrix} t_0 \\ t_0 - t_{-1} \end{bmatrix}. \tag{5.73}$$

Die Varianzen und Kovarianzen der initialen Schätzfehlerkovarianzmatrix ergeben sich aus dem Messrauschen σ_t unter Vernachlässigung des Prozessrauschens zu:

$$var(t_0) = E\left[(t_0 - \bar{t}_0)^2\right] = \sigma_t^2, \tag{5.74}$$

$$cov(t_0, t_0 - t_{-1}) = E\left[(t_0 - \bar{t}_0)\left(\{t_0 - t_{-1}\} - \{\bar{t}_0 - \bar{t}_{-1}\}\right)\right] = \sigma_t^2, \tag{5.75}$$

$$var(t_0 - t_{-1}) = E\left[\{(t_0 - t_{-1}) - (\bar{t}_0 - \bar{t}_{-1})\}^2\right] = 2\sigma_t^2. \tag{5.76}$$

Zur Berechnung der Kovarianz wurde die Unkorreliertheit von t_0 und t_{-1} ausgenutzt. Damit lautet die initiale Schätzfehlerkovarianzmatrix:

$$\mathbf{P}_0 = \begin{bmatrix} \sigma_t^2 & \sigma_t^2 \\ \sigma_t^2 & 2\sigma_t^2 \end{bmatrix}. \tag{5.77}$$

Das Filterverfahren wird im Folgenden auf die mit dem Messtechnikrechner erfassten Zeitstempel zwei verschiedener Sensortypen mit unterschiedlichen Kommunikationsschnittstellen angewendet. Es handelt sich dabei um den Nahbereichsradarsensor, der die Daten über einen CAN-Bus sendet und den Mehrmodusradarsensor, der die Daten über eine USB-Schnittstelle überträgt. Zunächst muss das Messrauschen der Sensoren bestimmt werden. Dessen Standardabweichung wird aus mehreren Sequenzen der als konstant angenommenen, vom Hersteller angegebenen Zykluszeit und unter Annahme eines normalverteilten Messrauschens berechnet. Für den Nahbereichsradarsensor (SRR) ergibt sich daraus der 3σ-Wert des Messrauschens zu 4,27 ms. Für den Mehrmodusradarsensor (MMR) ergibt sich 1,31 ms.

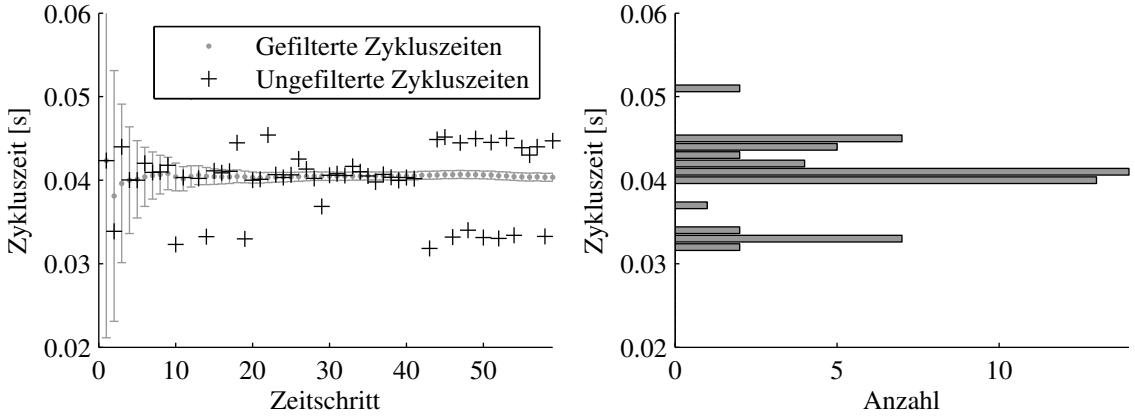
Für das Prozessrauschen wird die Annahme getroffen, dass sich das Abtastintervall eines Sensors in Bezug zum Messtechnikrechner pro Sekunde um maximal 1 ms (3σ-Wert) ändert. Der Rauschterm wird unter Zuhilfenahme der vom Hersteller angegebenen Zykluszeit auf die Dauer eines Abtastintervalls bezogen. Für eine Zykluszeit von 40 ms ergeben sich 25 Abtastschritte pro Sekunde und damit ein Rauschen von:

$$\sigma_c = (1/3\,\text{ms})/25 = 0{,}013\,\text{ms} \tag{5.78}$$

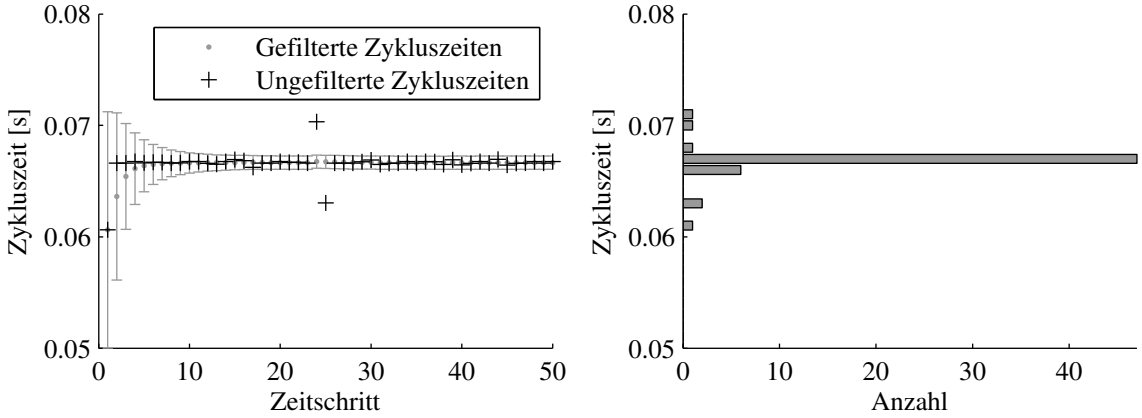
pro Prädiktionsschritt.

Das beschriebene Filter wird nun mit den oben angegebenen Parametern jeweils auf eine Sequenz von 60 Zeitstempelmessungen der beiden Sensoren angewendet. Abbildung 5.7 zeigt die Filterergebnisse. Auf der linken Seite sind jeweils die Diagramme zur Zykluszeitschätzung Δt und nebenstehend die Histogramme zur Häufigkeitsverteilung der Zykluszeiten der ungefilterten Zeitstempel zu sehen. Die ohne Filterung berechneten Zykluszeiten der Sensordaten sind als Kreuze dargestellt, die Schätzwerte als Punkte. Die Fehlerbalken geben den 3σ-Fehler der Schätzung an. Für die Sensoren ergeben sich aufgrund der unterschiedlichen Kommunikationsschnittstellen jeweils unterschiedliche Verteilungen. Die Histogramme in Abbildung 5.7 zeigen, dass die Normalverteilungseigenschaft des Messrauschens in beiden Datensätzen nicht erfüllt ist. Da dieses Schätzproblem jedoch linear ist, ist das Kalman-Filter in diesem Fall immer noch der beste lineare Schätzer [5, S. 199 f.].

Die Tabelle 5.3 zeigt die Schätzwerte der Zykluszeit nach 4, 8 und 12 Zeitschritten. Die Werte ergeben eine gute Übereinstimmung mit der vom Hersteller angegebenen Zykluszeit. Eine vollständige Übereinstimmung kann nicht erreicht werden, da die Uhr des Messtechnikrechners nicht mit den Uhren der beiden Sensoren synchronisiert ist und jeweils unterschiedliche Zeitgeber verwendet werden. Nach ca. 12 Zeitschritten ist das Filter eingeschwungen und der Schätzwert hat eine ausreichende Genauigkeit zur Verwendung für die Objektverfolgung erreicht. Die Standardabweichung des Schätzfehlers liegt mit 0,43 ms (SRR) und 0,25 ms (LRR) jeweils unter einer halben Millisekunde. Durch das Filter wird der Fehler nach 12 Zeitschritten auf 1,08 % (SRR) bzw. auf 0,37 % (MMR) der jeweiligen Sensorzykluszeit begrenzt.



(a) Nahbereichsradarsensor



(b) Mehrmodusradarsensor

Abb. 5.7.: Ergebnisse der Messzeitpunktfilters. In den Diagrammen auf der linken Seite sind jeweils die Schätzungen der Zykluszeit beider Sensoren dargestellt. Die Schätzfehler sind als 3σ-Fehlerbalken aufgetragen. Die Histogramme auf der rechten Seite zeigen jeweils die Häufigkeitsverteilung der ungefilterten Zykluszeiten.

Zur genaueren Messung der Sensorzeitstempel steht keine entsprechende Hardware zur Verfügung. Eine eigens zum Synchronisationszweck entwickelte Hardwarelösung würde eine Genauigkeit im Mikrosekundenbereich erreichen. Die Erfahrung zeigt jedoch, dass zur Markteinführung häufig zunächst nur Einzelsensorsysteme betrachtet werden. Diese werden dann erst in einem zweiten Entwicklungsschritt erweitert, um die Daten mehrerer Sensoren zu verwenden. Zudem führt eine Hardwarelösung generell zu erhöhten Systemkosten. Die Verwendung unterschiedlicher Kommunikationsschnittstellen – wie im angeführten Beispiel – gestaltet eine Hardwaresynchronisation ebenfalls schwierig. Auch hier ist es wünschenswert, eine Synchronisationslösung zu verwenden, die keine Modifikation der Übertragungshardware erfordert.

Das vorgestellte Verfahren kann nicht nur bei der Fusion umgebungserfassender Sensoren eingesetzt werden, sondern ist ebenso für jegliche Anwendung geeignet, in der genaue Zeitstempel nicht synchronisierter Sensoren benötigt werden. Das Verfahren modelliert eine mögliche, langsame Änderung der Zykluszeit durch das Prozessrauschen. Driftet die Zy-

		SRR	MMR	
Zykluszeit	Herstellerangabe	40,00	66,67	[ms]
Zykluszeit	Originaldaten	40,42	66,56	[ms]
	nach Schritt 4 (Filter)	40,00	66,11	[ms]
	nach Schritt 8 (Filter)	40,67	66,60	[ms]
	nach Schritt 12 (Filter)	40,44	66,65	[ms]
Standardabweichung	Originaldaten	4,27	1,31	[ms]
	nach Schritt 4 (Filter)	2,13	1,07	[ms]
	nach Schritt 8 (Filter)	0,77	0,40	[ms]
	nach Schritt 12 (Filter)	0,43	0,25	[ms]
Genauigkeit in Relation zur Zykluszeit		1,08	0,37	[%]

Tab. 5.3.: Ergebnisse des Messzeitpunktfilters für den Nahbereichsradarsensor (SRR) und den Mehrmodusradarsensor (MMR).

kluszeit eines Sensors A gegenüber der eines anderen Sensors B, so hat dies keinen Einfluss auf die Schätzung des Sensors B, da für jeden Sensor jeweils eine unabhängige Instanz eines Kalman-Filters verwendet wird. Nur die Schätzung der Zykluszeit des Sensors A wird dadurch (wie über das Prozessrauschen modelliert) beeinflusst. Verändern sich die Zykluszeiten mehrerer Sensoren gleichermaßen (z. B. durch Verwendung gleicher Bauteile, Erwärmung und Einschalten zur selben Zeit, etc.), so ist deren Prozessrauschen untereinander zwar korreliert, wirkt sich durch die Unabhängigkeit der Filterinstanzen jedoch nicht auf die Einzelschätzungen aus.

Die verwendeten Nahbereichsradarsensoren übertragen nach jedem Verarbeitungsschritt die Daten der jeweils detektierten Objekte. Da die Anzahl der Objekte variiert, ergibt sich eine durch die Kommunikation bedingte variable Latenzzeit, so dass die Daten im Messtechnikrechner in nicht chronologischer Reihenfolge eintreffen. Eine nicht-chronologische Verarbeitung der Daten (engl. „Out-of-Sequence“) erfordert spezielle Signalverarbeitungsstrategien, wie sie z. B. in [98] beschrieben werden.

In einem einfacheren Verfahren, welches in dieser Arbeit gewählt wird, müssen die Daten nur zeitlich gepuffert werden. Die Frist, nach der die Daten verarbeitet werden können, entspricht dabei der maximalen Sensor- bzw. Übertragungslatenz. Diese ist bei den verwendeten Sensoren mit max. 20 ms spezifiziert. Nach Ablauf dieser Frist werden die Messdaten durch Sortierung nach Messzeitpunkten wieder in ihre ursprüngliche Reihenfolge gebracht und in chronologischer Reihenfolge integriert. Da die Zykluszeiten der Sensoren konstant und bekannt sind, entspricht der verwendete Ansatz dem in [49, S. 6] unter der Bezeichnung „deterministische Konfiguration“ vorgestellten Verfahren. Das Vorgehen stellt Abbildung 5.8 anschaulich dar. Die Abbildung zeigt die Akquisitionszeitpunkte als kurze senkrechte Striche, die variablen Übertragungslatenzen als dunkelgraue waagerechte Balken und die einzuhaltende Frist als schwarze waagerechte Striche. Es ist ersichtlich, dass nur durch diese Messdatenverzögerung eine chronologische Verarbeitung garantiert werden kann.

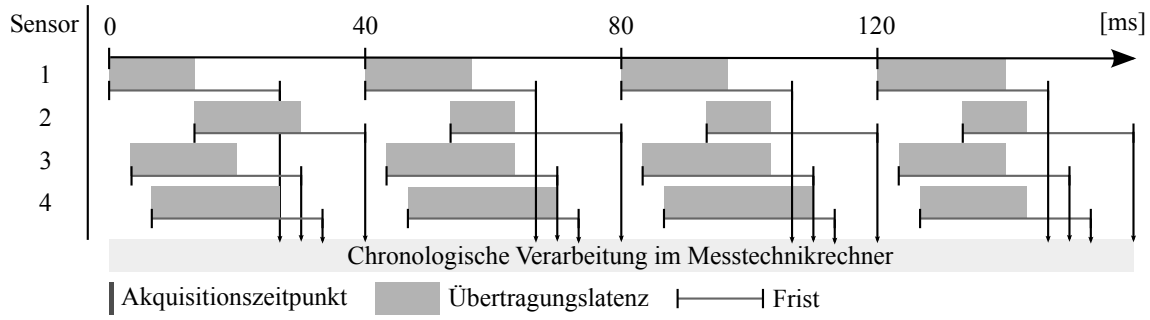


Abb. 5.8.: Ausgleich der variierenden Latenzzeit bei asynchronen Sensoren. Die Latenzzeit der asynchronen Sensoren variiert je nach Menge der zu übertragenden Daten. Um sicherzugehen, dass die Daten in chronologischer Reihenfolge integriert werden, müssen sie künstlich um eine durch die maximal mögliche Latenzzeit bestimmte Frist verzögert werden.

5.2.6. Sensorfusionsergebnisse

Die vorverarbeiteten und zeitstempelgefilterten Messdaten der Nahbereichsradarsensoren werden nach der Wiederherstellung der chronologischen Reihenfolge sequentiell in die Objektverfolgung integriert und somit impliziert fusioniert. Als Messrauschen werden die im Unterabschnitt 4.4.5 ermittelten Werte verwendet. Das Prozessrauschen wird so gewählt, dass es eine maximale Verzögerung von 10 m/s^2 modelliert. Die Abbildung 5.9 (a) zeigt das Ergebnis der Sensorfusion eines um das Sensorfahrzeug gehenden Fußgängers. Die x-y-Werte des Zustandsvektors sind als schwarze Spur abgebildet. Die Messdaten der Sensoren entsprechen denen aus Abbildung 4.15. Der zeitliche Verlauf der Objektschätzung ist in den nebenstehenden Abbildungen zu sehen. Abbildung 5.9 (b) und Abbildung 5.9 (c) zeigen jeweils den Winkel bzw. die Entfernung des verfolgten Objekts gegenüber der Zeit. Das Objekt wird durchgängig über den gesamten Winkelbereich von 0° bis 360° verfolgt.

Zur Objektverfolgung wird ein erweitertes Kalman-Filter mit nicht-linearem Messmodell verwendet. Daher wird, wie im Unterabschnitt 5.2.2 gefordert, ein Konsistenztest durchgeführt. Der Laserscanner kann nur einen Teilausschnitt der in Abbildung 5.9 dargestellten Szene erfassen. Es stehen also keine Referenzdaten für die gesamte Sequenz zur Verfügung. Aus diesem Grund wird ein NIS-Test ohne Referenzdaten durchgeführt. Bei einem Messvektor mit der Dimension $m = 3$ ergibt sich bei einem 95 %-Test eine Akzeptanzschwelle von:

$$\chi^2_3(0{,}95) = 7{,}81. \tag{5.79}$$

Das Filter wird als konsistent bewertet, falls nur maximal 5 % der Punkte oberhalb des Wertes von 7,81 bzw. außerhalb der Akzeptanzregion liegen. Die Abbildung 5.10 zeigt die Ergebnisse des NIS-Tests über der Zeit für die obige Sequenz. Dabei liegen die Ergebnisse über die gesamte Zeit innerhalb der Akzeptanzregion. Der tatsächliche Fehler wird damit etwas überschätzt, jedoch niemals unterschätzt. Die Überschätzung des Fehlers ist akzeptabel, da die Objektverfolgung alle Objekte zuverlässig und dauerhaft verfolgen soll. Das Ergebnis eines Einmodellfilters mit Realdaten kann nicht vollständig konsistent sein, da es kein Prozessmodell gibt, welches alle möglichen Dynamiken eines Objekts (konstante Beschleunigung, konstante Geschwindigkeit, konstante Position) korrekt modelliert und in sich

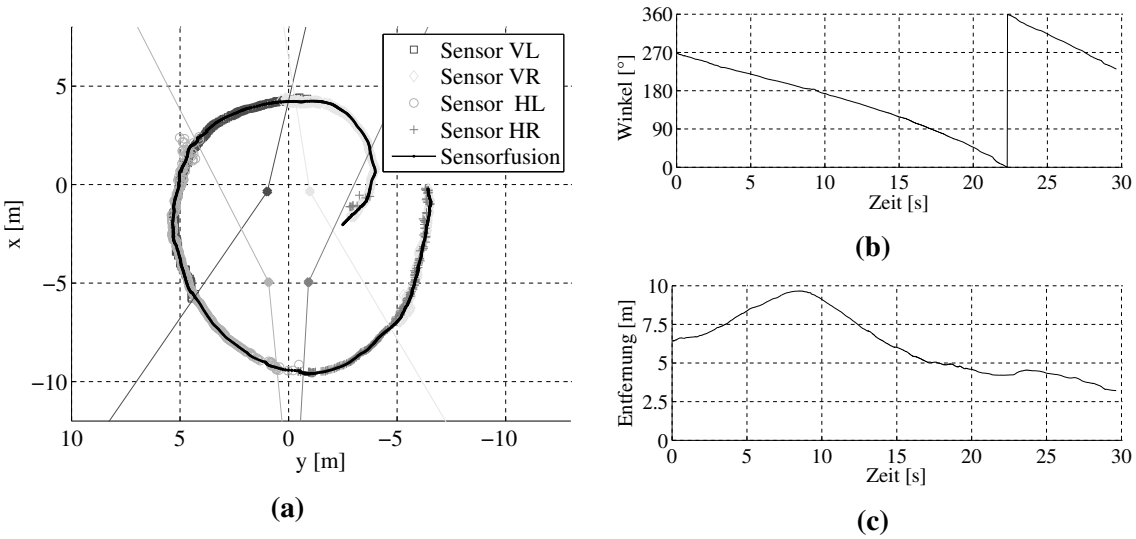


Abb. 5.9.: Objektverfolgung eines um das Sensorfahrzeug gehenden Fußgängers durch Sensorfusion der vier Radarsensoren. Das Objekt wird lückenlos über den gesamten Winkelbereich verfolgt. (a) Messdaten und geschätzte Objektposition über alle Zeitschritte in kartesischen Koordinaten. (b) Objektwinkel über der Zeit. (c) Objektentfernung über der Zeit.

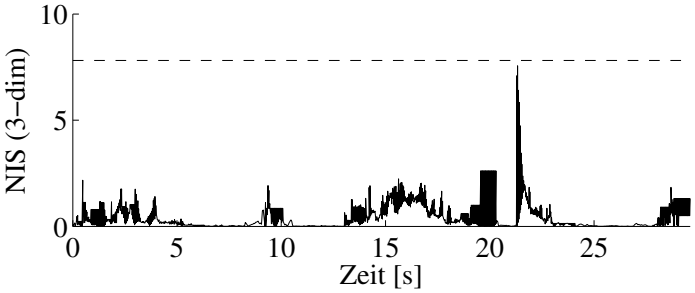


Abb. 5.10.: Ergebnis des NIS-Tests der Sensorfusion.

vereint. Mögliche Abhilfe können Mehrmodellfilter [11, 42] schaffen, die jedoch nicht Gegenstand dieser Arbeit sind.

5.3. Wahrscheinlichkeitsbasierte Kollisionsdetektion

In den vorigen Abschnitten wurde gezeigt, wie die Daten der Nahbereichsradarsensoren aufbereitet und in einer Sensorfusion kombiniert werden. Die nun als Fusionsergebnis zur Verfügung stehenden Daten sind durch den Zustandsvektor und die dazugehörige Kovarianz gekennzeichnet. Die Daten sind damit von der Sensorik und der Fusion soweit abstrahiert, dass es für eine anschließende Auswertung der Fusionsergebnisse keine Rolle mehr spielt, welcher Sensortyp und wie viele Sensoren zur Erfassung der Umgebung verwendet werden. Das darunterliegende System wird dadurch austauschbar. Im Folgenden wird ein Verfahren vorgestellt, welches aus diesen Objektschätzungen Unfallwahrscheinlichkeiten ableitet und diese Wahrscheinlichkeiten zur frühzeitigen Erkennung drohender Kollisionen verwendet.

Frei wählbare Auslöseschwellen sollen ermöglichen, beliebige Schutzsysteme auf Grundlage der wahrscheinlichkeitsbasierten Kollisionsdetektion anzusteuern.

Im Rahmen dieser Arbeit ist eine Veröffentlichung entstanden, die anhand eines frontalen Pre-Crash-Systems zeigt, wie die Kovarianz zur Einschätzung der Kritikalität von Objektschätzungen einer Sensorfusion von vier Nahbereichs- und einem Mehrmodusradarsensor verwendet werden kann [100]. Darin wird gezeigt, wie die Erkennungs- und Fehlalarmrate des Systems durch Parametrierung von Wahrscheinlichkeitsschwellen ausgewertet und empirisch eingestellt werden kann. Bisherige Systeme haben diese Möglichkeit nicht geboten. Besonders vorteilhaft ist, dass zur Parametrierung nicht die Objektschätzung, sondern einfach nur die Entscheidungsschwellen des Systems angepasst werden müssen. Somit können auch mehrere Systeme, die unterschiedliche Anforderungen an die Fehlalarmrate stellen, auf Grundlage derselben Objektschätzungen arbeiten. Dieser Ansatz wird im Folgenden auf eine 360°-Objektverfolgung erweitert. Darüber hinaus wird in das Verfahren zusätzlich die zeitliche Unsicherheit der Objektschätzung mit einbezogen.

5.3.1. Verfahren zur Wahrscheinlichkeitsprojektion

Das Verfahren zur Wahrscheinlichkeitsprojektion verwendet als Eingabedaten die aktuellen Objektschätzungen des Fusionssystems. Diese liegen in der Zeit des letzten Sensordatensatzes t_1 vor. Der Zeitpunkt t_2, zu dem die Ergebnisse der Unfallwahrscheinlichkeiten abgefragt werden, stimmt u. a. durch die Asynchronität der Sensorik im Allgemeinen nicht mit t_1 überein. Daher werden die Objektschätzungen zunächst mit der Differenz $\Delta t = t_2 - t_1$ auf den Auswertezeitpunkt prädiziert.

Zur Berechnung der Wahrscheinlichkeitsprojektion wird ein Zufallsexperiment durchgeführt. Dabei werden in einer Monte-Carlo-Simulation N zufällige Realisierungen $\mathbf{x}_{MC}$ des Zustandsvektors entsprechend dessen Kovarianz erzeugt. Abbildung 5.11 zeigt das Ergebnis einer solchen Monte-Carlo-Simulation für einen Zustandsvektor mit den Werten:

$$\begin{array}{cccc} \xi = 5\,\mathrm{m}, & \eta = 0\,\mathrm{m}, & \dot{\xi} = -10\,\mathrm{m/s}, & \dot{\eta} = 1{,}6\,\mathrm{m/s}, \\ \sigma_\xi = 0{,}05\,\mathrm{m}, & \sigma_\eta = 0{,}05\,\mathrm{m}, & \sigma_{\dot{\xi}} = 0{,}5\,\mathrm{m/s}, & \sigma_{\dot{\eta}} = 0{,}5\,\mathrm{m/s} \end{array} \tag{5.80}$$

für $N = 20$ Realisierungen. Dabei entsprechen die Kreise den Positionen und die Linien den Geschwindigkeiten der jeweiligen Realisierung. Jede dieser Realisierungen wird nun entsprechend der gesuchten Wahrscheinlichkeit durch eine nichtlineare Funktion in einen eindimensionalen Vektorraum transformiert. Für diese transformierte Häufigkeitsverteilung wird ein kritisches Intervall definiert. Die Werte, die innerhalb dieses Intervalls liegen, werden gezählt und mit der Gesamtmenge aller Transformationen ins Verhältnis gesetzt. Das Ergebnis gibt die Wahrscheinlichkeit an, dass die Objektschätzung durch die Transformation in den kritischen Bereich fällt. Durch freie Wahl der Transformationsfunktion lassen sich mit diesem Verfahren beliebige Wahrscheinlichkeitsprojektionen durchführen.

Räumliche Wahrscheinlichkeitsprojektion

Die räumliche Wahrscheinlichkeitsprojektion wird durch Projektion der Objektschätzung auf eine Gerade G_1 realisiert. Diese Gerade verläuft entlang der Kontur des Fahrzeugs, z. B. der Fahrzeugfront. Der kritische Bereich wird durch zwei Geradenpunkte $\mathbf{a}_L$ und $\mathbf{a}_R \in \mathbb{R}^2$ einge-

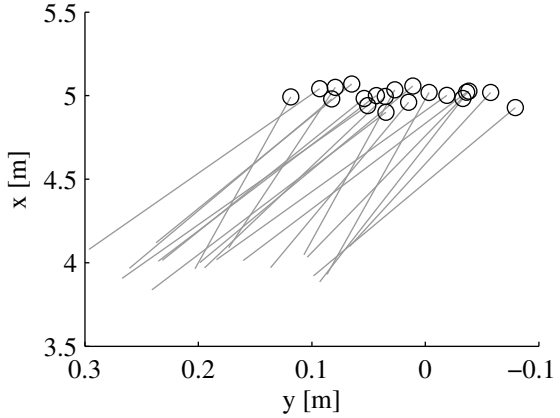


Abb. 5.11.: Monte-Carlo-Simulation einer Objektschätzung. Es wurden $N = 20$ Versuche unter Beachtung der Schätzfehlerkovarianz durchgeführt. Die Kreise entsprechen den Positionen, die Linien den Geschwindigkeiten der Realisierungen.

grenzt. Der Mittelpunkt der Linie mit den Endpunkten $\mathbf{a}_L$ und $\mathbf{a}_R$ wird mit $\mathbf{a}_M \in \mathbb{R}^2$ bezeichnet. In Parameterdarstellung wird die zur Projektion genutzte Gerade durch die Gleichung

$$G_1 : \mathbf{x} = \mathbf{a}_M + q\mathbf{b}_R, \quad q \in \mathbb{R}, \quad \mathbf{b}_R \in \mathbb{R}^2 \tag{5.81}$$

beschrieben.

Die Ausdehnung des kritischen Bereichs w wird folgendermaßen definiert:

$$w = d(\mathbf{a}_L,\mathbf{a}_R), \quad w \in \mathbb{R}. \tag{5.82}$$

Damit gilt:

$$d(\mathbf{a}_M,\mathbf{a}_L) = d(\mathbf{a}_M,\mathbf{a}_R) = w/2. \tag{5.83}$$

Eine zufällige Realisierung des Zustandsvektors

$$\mathbf{x}_{MC} = \begin{bmatrix} \xi & \eta & \dot{\xi} & \dot{\eta} \end{bmatrix}^{\mathrm{T}}, \quad \mathbf{x}_{MC} \in \mathbb{R}^2 \tag{5.84}$$

wird durch den Punkt $\mathbf{p} \in \mathbb{R}^2$ (aktuelle Position des Objekts) sowie den in Richtung des Geschwindigkeitsvektors liegenden Punkt $\mathbf{c} \in \mathbb{R}^2$ beschrieben:

$$\mathbf{p} = \begin{bmatrix} \xi \\ \eta \end{bmatrix}, \quad \mathbf{c} = \begin{bmatrix} \dot{\xi} \\ \dot{\eta} \end{bmatrix} \cdot 1\,\mathrm{s}. \tag{5.85}$$

Da hier die räumliche und nicht die zeitliche Projektion betrachtet wird, ist nicht die Länge, sondern nur die Richtung des Geschwindigkeitsvektors von Interesse. Daher werden die Einheiten durch Multiplikation mit dem Faktor „1 s“ in Meter umgerechnet. Die beschriebenen Punkte stellen eine Gerade G_2 dar. Deren Gleichung in Parameterdarstellung lautet:

$$G_2 : \mathbf{x} = \mathbf{p} + s\mathbf{c}, \quad s \in \mathbb{R}. \tag{5.86}$$

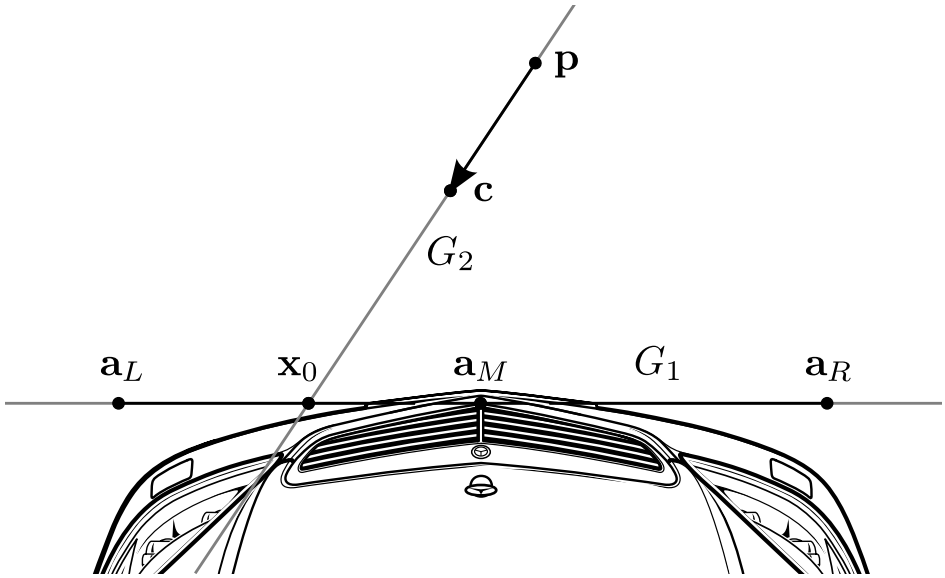


Abb. 5.12.: Berechnung des Schnittpunktes $\mathbf{x}_0$ der beiden Geraden G_1 und G_2. Die Gerade G_1 wird durch den Mittelpunkt der Fahrzeugfront $\mathbf{a}_M$ und die beiden Randpunkte $\mathbf{a}_L$, $\mathbf{a}_R$ beschrieben. Die Gerade G_2 ergibt sich aus der Realisierung einer Objektschätzung durch Monte-Carlo-Simulation. Der Punkt $\mathbf{p}$ entspricht der Position des Objekts. Die Bewegungsrichtung des Objekts wird durch den Vektor $\overrightarrow{\mathbf{pc}}$ beschrieben.

Nachdem nun die beiden Geraden G_1 und G_2 beschrieben sind, wird deren vektorieller Schnittpunkt $\mathbf{x}_0 \in \mathbb{R}^2$ gesucht. Er wird durch die Parameter $q = q_0$, $s = s_0$ beschrieben. Der Schnittpunkt ergibt sich durch Gleichsetzen von $G_1 \stackrel{!}{=} G_2$ und Lösen nach z. B. q_0. Falls es eine Lösung gibt, so wird der Schnittpunkt durch Einsetzen von q_0 in G_1 berechnet:

$$\mathbf{x}_0 = \mathbf{a}_M + q_0 \mathbf{b}_R. \tag{5.87}$$

Abschließend wird dessen Abstand zum Geradenmittelpunkt $\mathbf{a}_M$ berechnet:

$$\Delta w = d(\mathbf{a}_M - \mathbf{x}_0). \tag{5.88}$$

Falls es für das Gleichungssystem keine Lösung gibt, wird der Abstand mit $\Delta w = \infty$ als unkritisch aufgefasst. Ebenso werden alle Geschwindigkeitsvektoren mit negativer Relativgeschwindigkeit zur Geraden G_1 als unkritisch bewertet. Abbildung 5.12 zeigt die grafische Berechnung des Schnittpunkts. Führt man die Berechnung des Abstands für alle Realisierungen des Zustandsvektors durch, so repräsentiert deren Gesamtmenge eine auf das Fahrzeug projizierte räumliche Wahrscheinlichkeitsverteilung der betrachteten Objektschätzung.

Setzt man die Anzahl der im Intervall $[\mathbf{a}_L, \mathbf{a}_R]$ liegenden Schnittpunkte Δw_i mit der Gesamtanzahl der Monte-Carlo-Realisierungen N ins Verhältnis, so lässt sich für das gegebene Intervall eine räumliche Unfallwahrscheinlichkeit p_S berechnen:

$$p_S = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \{\Delta w_i \leqslant w/2\}. \tag{5.89}$$

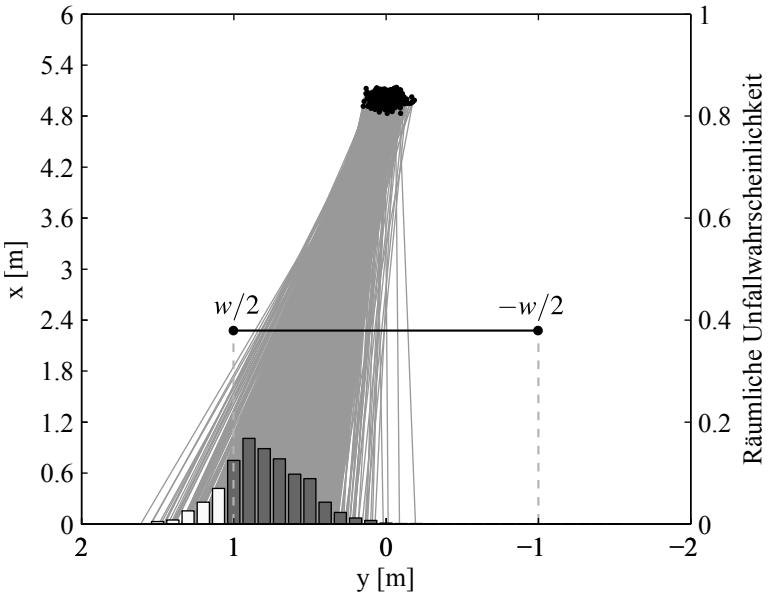


Abb. 5.13.: Wahrscheinlichkeitsprojektion zur Berechnung der räumlichen Unfallwahrscheinlichkeit p_S. Die schwarzen Punkte entsprechen den Monte-Carlo-Realisierungen der Position, die grauen Linien der Richtung des Geschwindigkeitsvektors. Das Histogramm gibt die akkumulierten Unfallwahrscheinlichkeiten in Bereichen von 0,1 m an. Die dunkel gefärbten Balken liegen im kritischen Bereich und werden zur absoluten räumlichen Unfallwahrscheinlichkeit p_S aufsummiert.

Abbildung 5.13 zeigt die Monte-Carlo-Realisierungen einer Objektschätzung, deren räumliche Projektion auf die Fahrzeugfront ($x = 0$) und die Berechnung der Unfallwahrscheinlichkeit in Bereichen von 0,1 m, als Histogramm. Die gesuchte räumliche Unfallwahrscheinlichkeit ergibt sich durch Addition der dunkel gefärbten Histogrammwerte im Bereich $[-w/2, w/2]$ nach Gleichung 5.89.

Zeitliche Wahrscheinlichkeitsprojektion

Die zeitliche Wahrscheinlichkeitsprojektion wird durch Berechnung der Zeit bis zur Kollision (engl. „Time to Collision“, TTC) realisiert. Sie berechnet sich aus der Entfernung r_0 und der Radialgeschwindigkeit $\dot{r}_0$ des Objekts in Bezug zur weiter oben angegebenen Gerade G_1. Diese Werte werden folgendermaßen aus der Realisierung des Zustandsvektors

$$\mathbf{x}_{MC} = \begin{bmatrix} \xi & \eta & \dot{\xi} & \dot{\eta} \end{bmatrix}^{\mathrm{T}} \tag{5.90}$$

und dem Schnittpunkt

$$\mathbf{x}_0 = \begin{bmatrix} \xi_0 \\ \eta_0 \end{bmatrix} \tag{5.91}$$

mit der Geraden G_1 berechnet:

$$r_0 = \sqrt{(\xi - \xi_0)^2 + (\eta - \eta_0)^2}, \tag{5.92}$$

$$\varphi_0 = \arctan[(\eta - \eta_0)/(\xi - \xi_0)], \tag{5.93}$$

$$\dot{r}_0 = \dot{\xi}\cos\varphi_0 + \dot{\eta}\sin\varphi_0. \tag{5.94}$$

Daraus kann dann die gesuchte Zeit bis zur Kollision t_{TTC} berechnet werden:

$$t_{TTC} = r_0/\dot{r}_0. \tag{5.95}$$

Führt man die Berechnung der Kollisionszeit für alle Realisierungen des Zustandsvektors durch, so repräsentiert deren Gesamtmenge eine auf den Kollisionszeitpunkt projizierte zeitliche Wahrscheinlichkeitsverteilung der betrachteten Objektschätzung.

Zur Berechnung einer zeitlichen Unfallwahrscheinlichkeit wird ein Intervall $[t_{min}, t_{max}]$ definiert. Liegt eine Kollisionszeit t_{TTC} darin, so wird diese als kritisch eingestuft. Setzt man wiederum die Anzahl der in diesem Intervall liegenden Zeiten $t_{TTC,i}$ mit der Gesamtanzahl der Monte-Carlo-Realisierungen N ins Verhältnis, so lässt sich für das gegebene Intervall eine zeitliche Unfallwahrscheinlichkeit p_T berechnen:

$$p_T = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\{t_{min} \leqslant t_{TTC,i} \leqslant t_{max}\}. \tag{5.96}$$

Abbildung 5.14 zeigt das Ergebnis der zeitlichen Projektion der Monte-Carlo-Realisierungen einer Objektschätzung auf die Fahrzeugfront ($x = 0$) und die dazugehörigen zeitlichen Unfallwahrscheinlichkeiten in Bereichen von 0,01 s als Histogramm. Die gesuchte zeitliche Unfallwahrscheinlichkeit ergibt sich durch Addition der dunkel gefärbten Histogrammwerte im Bereich $[t_{min}, t_{max}]$ nach Gleichung 5.96.

5.3.2. Berechnung der Unfallwahrscheinlichkeit

Die räumliche und die zeitliche Wahrscheinlichkeitsprojektion kann nun zur Berechnung der Unfallwahrscheinlichkeit des gesamten Fahrzeugs verwendet werden. Hierzu wird die Umgebung des Fahrzeugs in acht Überwachungszonen unterteilt. Abbildung 5.15 stellt die im Uhrzeigersinn definierten Zonen dar. Sie lauten wie folgt: Front links (1), Front Mitte (2), Front rechts (3), rechte Fahrzeugseite (4), Heck rechts (5), Heck Mitte (6), Heck links (7) und linke Fahrzeugseite (8). Für jedes Objekt werden die Realisierungen des Zustandsvektors wie oben beschrieben durch Monte-Carlo-Simulation bestimmt. Die möglichen Auftreffbereiche der Objekte sind durch die Annahme einer linearen Bewegung und das entsprechend gewählte Prozessmodell des Kalman-Filters beschränkt. So kann ein Objekt, welches sich im Überwachungsbereich 2 befindet, nur die Fahrzeugfront treffen, während ein Objekt in Zone 1 entweder die Fahrzeugfront oder die linke Fahrzeugseite treffen kann. Nachdem bestimmt wurde, in welchem Überwachungsbereich sich ein Objekt befindet, werden die Wahrscheinlichkeitsprojektionen für die möglichen Auftreffbereiche auf dem Fahrzeug (Front, linke Seite, rechte Seite, Heck) durchgeführt. Die Auftreffbereiche werden jeweils, wie in den vorigen Abschnitten beschrieben, durch Geraden und Intervallgrenzen definiert.

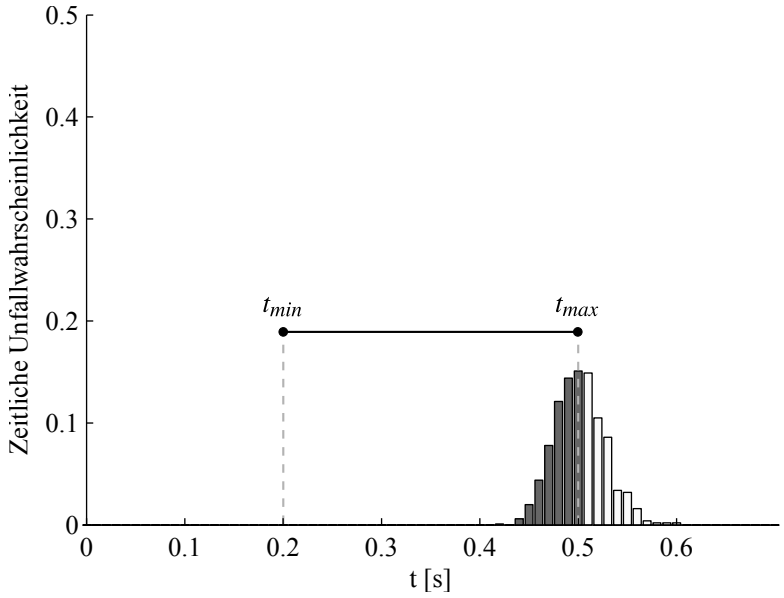


Abb. 5.14.: Wahrscheinlichkeitsprojektion zur Berechnung der zeitlichen Unfallwahrscheinlichkeit p_T. Das Histogramm gibt die akkumulierten Unfallwahrscheinlichkeiten in Bereichen von 0,01 s an. Die dunkel gefärbten Balken liegen im kritischen Bereich und werden zur absoluten zeitlichen Unfallwahrscheinlichkeit p_T aufsummiert.

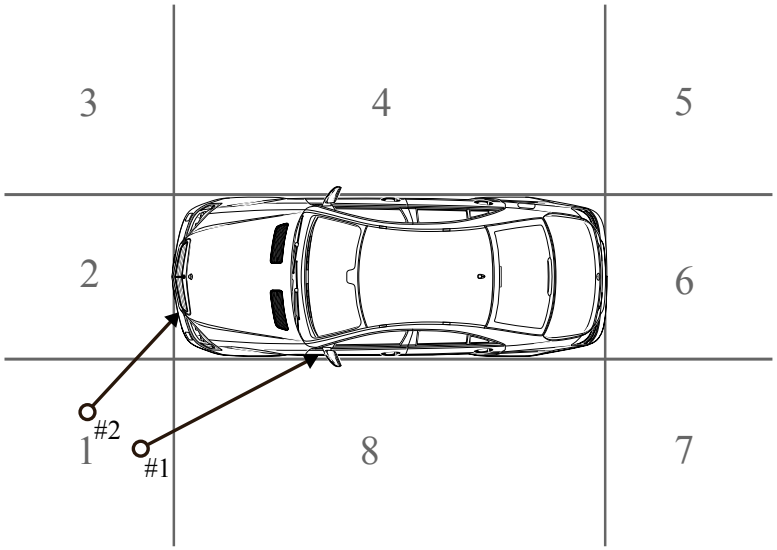


Abb. 5.15.: Überwachungszonen des Fahrzeugsicherheitssystems mit zwei kritischen Objekten.

Unfallszenario	ξ [m]	η [m]	$\dot{\xi}$ [m/s]	$\dot{\eta}$ [m/s]
Frontalunfall	5,0	0,0	−10,0	0,0
Versetzter Frontalunfall	5,0	1,0	−10,0	0,0
Schrägunfall	5,0	6,0	−7,1	−7,1
Versetzter Seitenunfall	0,0	6,0	0,0	−10,0
Seitenunfall	−2,5	6,0	0,0	−10,0

Tab. 5.4.: Zustandsvektorwerte der verschiedenen Unfallszenarien.

Parameter	$\mathbf{a_L}(\xi)$ [m]	$\mathbf{a_L}(\eta)$ [m]	$\mathbf{a_R}(\xi)$ [m]	$\mathbf{a_R}(\eta)$ [m]	t_{min} [s]	t_{max} [s]
Fahrzeugfront	1	0	-1	0	0	1
Linke Fahrzeugseite	1	0	1	-5	0	1

Tab. 5.5.: Parameter zur Berechnung der räumlichen und zeitlichen Unfallwahrscheinlichkeiten für die Fahrzeugfront und die linke Fahrzeugseite.

Zur Veranschaulichung des Verfahrens wird die Wahrscheinlichkeitsprojektion für einen Frontalunfall, einen versetzten Frontalunfall, einen Schrägunfall, einen versetzten Seitenunfall und einen seitlichen Unfall auf der linken Fahrzeugseite simuliert. Die Werte des Zustandsvektors der entsprechenden Unfallszenarien gibt Tabelle 5.4 an. Die Standardabweichung der Objekte wird jeweils mit 0,1 m für die Position und mit 0,25 m/s für die Geschwindigkeit angenommen. Die weiteren Parameter zur Berechnung der räumlichen und zeitlichen Unfallwahrscheinlichkeiten führt Tabelle 5.5 auf.

Abbildung 5.16 zeigt die Simulationsergebnisse der räumlichen Wahrscheinlichkeitsprojektion und Abbildung 5.17 die Ergebnisse der zeitlichen Wahrscheinlichkeitsprojektion jeweils für die Fahrzeugfront und die linke Fahrzeugseite. Die verschiedenen Unfalltypen können über die akkumulierten räumlichen und zeitlichen Wahrscheinlichkeiten p_S und p_T klassifiziert werden.

Eine einfache Kollisionspunktberechnung (ohne Betrachtung der Schätzfehler) kann die Kollisionen nicht eindeutig klassifizieren. Bei solchen Verfahren wird die Unsicherheit häufig durch eine konstante Verkleinerung der Detektionszone berücksichtigt. Eine minimale Abweichung des Zustandsvektors kann somit über Auslösung oder Nichtauslösung entscheiden. Bei der Wahrscheinlichkeitsprojektion hingegen spielt eine minimale Abweichung des Zustandsvektors nur eine untergeordnete Rolle. Viel bedeutender ist, wie viele Projektionswerte aufgrund der Schätzfehlerkovarianzen im definierten Schutzbereich liegen. Die Bewertung des Ergebnisses wird nicht mehr binär durchgeführt (Kollision: ja/nein), sondern aufgrund einer definierten Wahrscheinlichkeitsschwelle (Kollisionswahrscheinlichkeit > x%).

Bisherige Sicherheitssysteme erkennen keine Schrägunfälle, da häufig eine Erstklassifikation aufgrund des Winkels zum Objekt getroffen wird (für das seitliche Szenario beträgt der Winkel zum Objekt 45°). Ist dieser zu groß, wird das Objekt von den bisherigen Verfahren ausgeschlossen, um z. B. bei frontalen Kollisionsschutzsystemen Fehlalarme zu vermeiden. Die Auswertung der Wahrscheinlichkeitsprojektion zeigt jedoch, dass das Objekt sicher mit

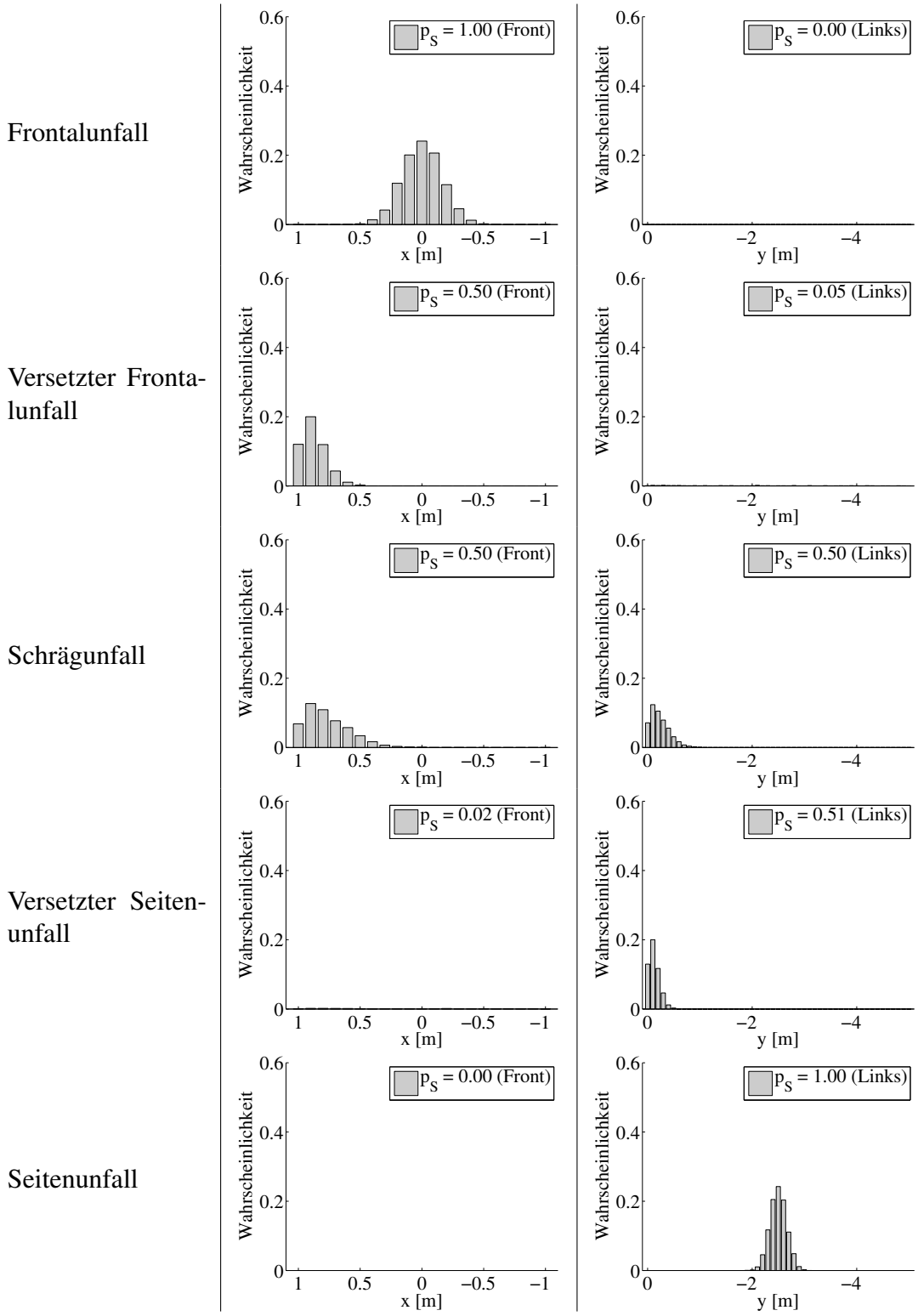


Abb. 5.16.: Berechnete Häufigkeitsverteilungen der räumlichen Wahrscheinlichkeitsprojektion für die unterschiedlichen simulierten Unfallszenarien (Fahrzeugfront und linke Fahrzeugseite). Die räumliche Unfallwahrscheinlichkeit p_S gibt an, wie wahrscheinlich es ist, dass das betrachtete Objekt den betreffenden Bereich treffen wird.

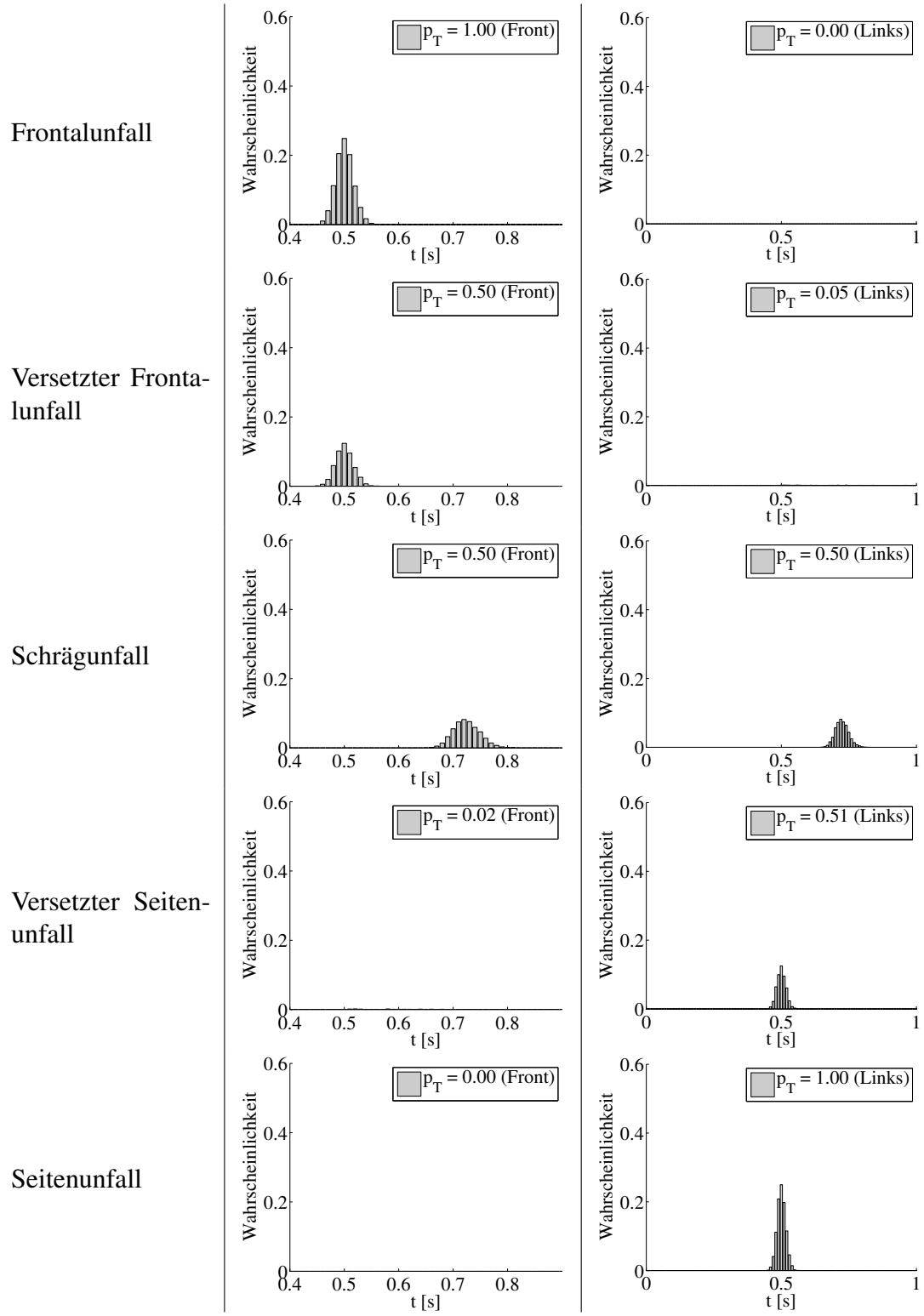


Abb. 5.17.: Berechnete Häufigkeitsverteilungen der zeitlichen Wahrscheinlichkeitsprojektion für die unterschiedlichen simulierten Unfallszenarien (Fahrzeugfront und linke Fahrzeugseite). Die zeitliche Unfallwahrscheinlichkeit p_T gibt an, wie wahrscheinlich es ist, dass das betrachtete Objekt innerhalb des definierten zeitlichen Intervalls mit dem betreffenden Bereich kollidieren wird.

Fall	Schwelle p_S	Schwelle p_T	Schutzsystem
Frontalunfall	$p_{S,F} = 1{,}0$	$p_{T,F} = 1{,}0$	A
Versetzter Frontalunfall	$p_{S,F} \geqslant 0{,}8$	$p_{T,F} = 1{,}0$	B
Schrägunfall	$p_{S,F} + p_{S,L} = 1{,}0$	$p_{T,F} + p_{T,L} \geqslant 0{,}8$	B
Versetzter Seitenunfall	$p_{S,L} \geqslant 0{,}8$	$p_{T,L} = 1{,}0$	B
Seitenunfall	$p_{S,L} = 1{,}0$	$p_{T,L} = 1{,}0$	C

Tab. 5.6.: Beispielhafte Parametrierung der Wahrscheinlichkeitsschwellen zur Erkennung unterschiedlicher Unfallarten und zur Auslösung unterschiedlicher Schutzsysteme. Dabei steht p_S für die räumliche und p_T für die zeitliche Unfallwahrscheinlichkeit. Der Index F steht für Werte der Fahrzeugfront, der Index L für Werte der linken Fahrzeugseite.

dem Fahrzeug kollidieren wird, da sich die Wahrscheinlichkeiten p_S und p_T der Fahrzeugfront und der Fahrzeugseite jeweils zu Eins addieren.

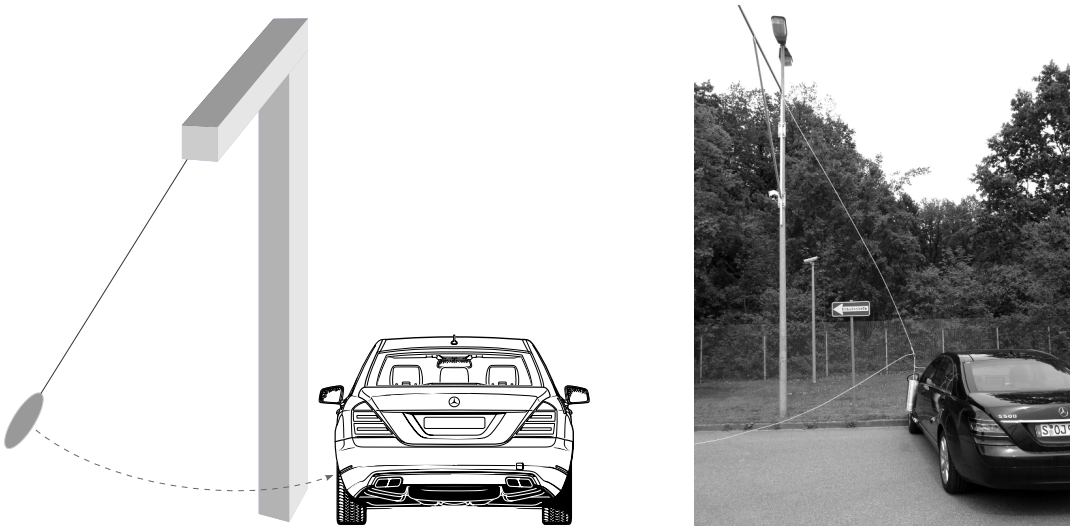
Auf Basis der berechneten räumlichen und zeitlichen Unfallwahrscheinlichkeiten und betreffender Auslöseschwellen können verschiedenartige Fahrzeugsicherheitssysteme aktiviert werden. Durch Variation der Auslöseschwellen können die Erkennungsleistung und die Fehlalarmrate jedes Sicherheitssystems individuell eingestellt werden. Dies ist notwendig, da ein Fahrzeuginsasse aufgrund der unterschiedlichen Verletzungssymptome bei einem Frontalunfall anders als bei einem Seitenunfall geschützt werden muss. Nimmt man an, dass drei verschiedene Schutzsysteme A–C zur Verfügung stehen und das System A die Insassen bei frontalen Kollisionen schützt, das System B bei versetzten Unfällen und das System C bei seitlichen Unfällen, dann können diese drei Schutzsysteme beispielsweise wie in Tabelle 5.6 parametriert werden. In der Tabelle steht der zusätzliche Index F für Wahrscheinlichkeitswerte der Fahrzeugfront und der Index L für Werte der linken Fahrzeugseite.

Mit Hilfe der Wahrscheinlichkeitsprojektion können die verschiedenen Schutzsysteme auf Basis derselben Auswertung durch Variation der Auslöseschwellen individuell an die gewünschte Erkennungs- bzw. Fehlalarmrate angepasst werden.

5.4. Systemtest

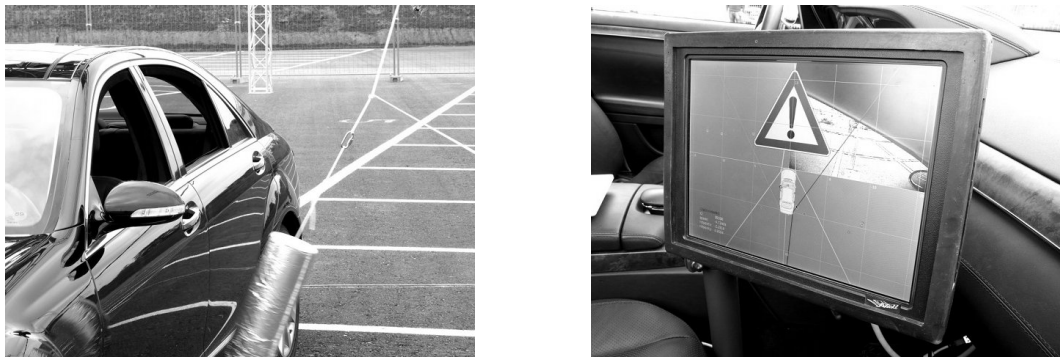
Im Folgenden wird ein Systemtest vorgestellt, mit dem die Funktionsweise und das Potential des gezeigten Fahrzeugsicherheitssystems getestet werden kann. Der Test beschädigt das Sensorfahrzeug nicht und kann somit beliebig oft wiederholt werden.

Als Testobjekt wird ein mit Schaumstoff gepolstertes 1 kg schweres Gewicht mit Alufolie umwickelt, so dass es gut von den Radarsensoren detektiert wird. Dieses Objekt wird mit einem Seil an ein Metallprofil gehängt, so dass es von einer Person ausgelenkt werden kann. Das Objekt kann mit diesem Testaufbau von den Radarsensoren ab einer Entfernung von ca. 10 m detektiert werden. Die Abbildung 5.18 zeigt die Testanordnung und deren reale Umsetzung. Durch Veränderung der Seilauslenkung werden Aufprallwinkel, -position und -geschwindigkeit des Objekts variiert. Mit diesem Testaufbau ist es möglich, die letzten Zeitschritte einer Unfallsituation oder einer knappen Vorbeifahrt nachzustellen. Darüber hinaus kann der für die Fahrzeugsicherheit kritische Pfahlaufprall des Euro NCAPs simuliert werden.



(a) **(b)**

Abb. 5.18.: Testaufbau zum Nachweis des Schutzpotentials einer Fahrzeugseitenüberwachung. (a) Schematischer Testaufbau. (b) Reale Umsetzung des Testaufbaus.



(a) **(b)**

Abb. 5.19.: Test des Fahrzeugsicherheitssystems. (a) Das Testobjekt trifft die Fahrzeugseite. (b) Das Entscheidungsmodul hat das kritische Objekt erkannt.

Abbildung 5.19 (a) zeigt beispielhaft das Testobjekt kurz vor dem Aufprall auf die Fahrzeugseite in Nahaufnahme. Abbildung 5.19 (b) zeigt das entsprechende Ergebnis der Signalverarbeitung auf dem Monitor des Messtechnikrechners. Bei Erkennung des Objekts und der Einstufung als kritisches Kollisionsobjekt wird zu Demonstrationszwecken auf dem Monitor das Verkehrszeichen „Gefahrenstelle“ eingeblendet. Zusätzlich werden die reversiblen Gurtstraffer des Sensorfahrzeugs aktiviert.

Mit diesem Testaufbau werden unterschiedliche Testfälle kritischer Unfälle an der Fahrzeugseite nachgestellt und mit dem Messtechnikrechner aufgezeichnet. Dabei wird der Aufprallwinkel des Pendels von 0° bis 180° und die Aufprallgeschwindigkeit von 4 m/s bis 6 m/s variiert. Tabelle 5.7 zeigt die berechneten Auftreffpunkte und Auftreffgeschwindigkeiten exemplarischer Testläufe ca. 200 ms bis 300 ms vor der Kollision und die Fahrzeugseite, an der die Kollision stattfinden wird. In allen Testläufen wird die Kollision korrekt erkannt und die entsprechende Fahrzeugseite des Aufpralls (hier Front, Links, Rechts) bestimmt. Betrachtet

Test	Fahrzeugregion	Geschwindigkeit $\dot{r}$[m/s]	Treffpunkt ξm	Treffpunkt η[m]
1	Fahrzeugfront	−4,8	0,0	−0,7
2	Linke Fahrzeugseite	−5,4	−1,1	0,9
3	Linke Fahrzeugseite	−5,1	−2,4	0,9
4	Linke Fahrzeugseite	−4,2	−3,5	0,9
5	Linke Fahrzeugseite	−4,5	−4,7	0,9
6	Rechte Fahrzeugseite	−4,6	−0,6	−0,9
7	Rechte Fahrzeugseite	−5,4	−0,6	−0,9
8	Rechte Fahrzeugseite	−5,2	−2,3	−0,9
9	Rechte Fahrzeugseite	−4,3	−4,6	−0,9

Tab. 5.7.: Filterschätzungen der Auftreffpunkte und der Auftreffgeschwindigkeiten sowie der Kollisionsseite ca. 200 ms bis 300 ms vor der Kollision.

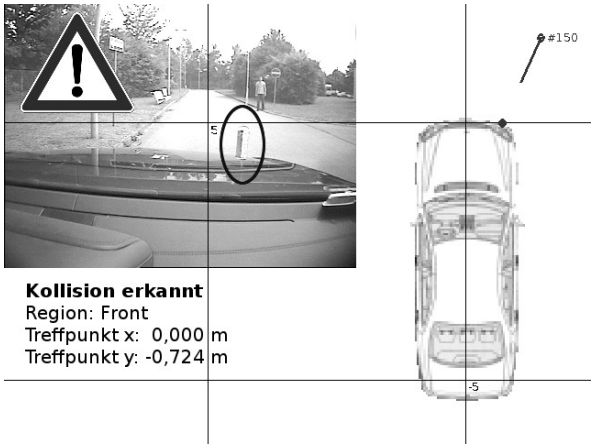


Abb. 5.20.: Die Visualisierung des Entscheidungsmoduls zeigt den geschätzten Auftreffpunkt durch den rechts oben dargestellten Geschwindigkeitsvektor, der in Richtung der rechten Fahrzeugfront zeigt. Der Gitterabstand in dieser Darstellung beträgt 4 m. Das Bild der Dokumentationskamera zeigt den tatsächlichen Auftreffpunkt des Radarziels an der rechten Fahrzeugfront.

man die Auftreffposition in Bezug auf die linke Fahrzeugseite (Tests 2–5), so kann deutlich zwischen Seite Front ($\xi = -1{,}1$ m), vorderer Tür ($\xi = -2{,}4$ m), hinterer Tür ($\xi = -3{,}5$ m) und Heck ($\xi = -4{,}7$ m) unterschieden werden. Die Abbildung 5.20 zeigt die Ausgabe des Messtechnikrechners für einen dieser Fälle. Ein Vergleich der Signalverarbeitungsergebnisse mit dem Kamerabild zeigt eine Übereinstimmung des berechneten und des tatsächlichen Auftreffpunkts.

Abbildung 5.21 zeigt die Bahnkurven der Objektschätzungen verschiedener Testläufe für die rechte Fahrzeugseite. Die Abbildung verdeutlicht noch einmal, dass das Schutzsystem kritische Objekte mit verschiedenen Auftreffwinkeln und Auftreffpositionen erkennen kann. Damit können sowohl die von Euro NCAP definierten seitlichen Testfälle wie auch weitere Unfallszenarien erkannt werden.

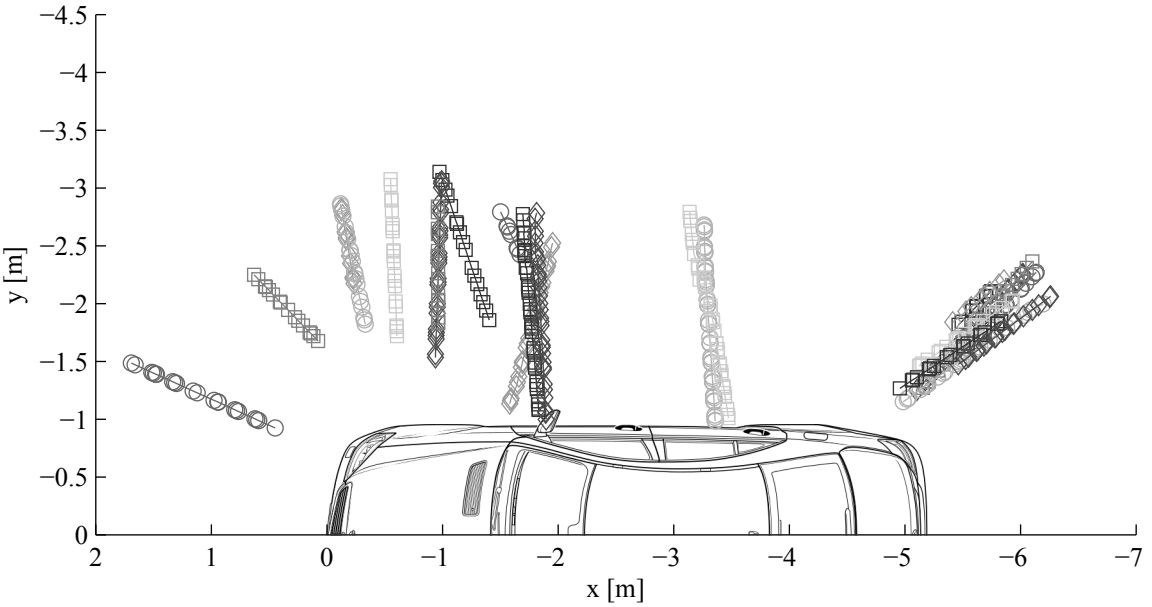


Abb. 5.21.: Bahnkurven von Objekten des Pre-Crash-Systems in ausgewählten Testläufen (nur rechte Fahrzeugseite).

5.5. Zusammenfassung

In diesem Kapitel wurde die Vorverarbeitung der Nahbereichsradarsensoren und eine darauf basierende asynchrone sequentielle Sensorfusion zur 360°-Objektverfolgung vorgestellt. Anschließend wurde gezeigt, wie die Ergebnisse dieser Sensorfusion in einer wahrscheinlichkeitsbasierten Kollisionsdetektion ausgewertet werden. Abschließend wurde die Erkennung verschiedener Kollisionstypen in einem Systemtest nachgewiesen.

Die von der Sensorik unabhängige Auslegung der Kollisionsdetektion erlaubt es, in Zukunft weitere oder andere Sensoren zur Objekterkennung einzusetzen. Aufgrund der blinden Zonen im Front- und Heckbereich (vgl. Abbildung 4.13) ist mit dem System derzeit keine Erkennung von schmalen Objekten möglich, die sich mittig zum Fahrzeug und parallel zur Fahrzeuglängsachse bewegen. Durch Hinzunahme eines weiteren Sensors (z. B. des MMR-Sensors, welcher bereits für andere Assistenzsysteme genutzt wird) und eine geänderte Orientierung der SRR-Sensoren kann zusätzlich auch der Front- und Heckbereich des Fahrzeugs zuverlässig überwacht werden. Die Auswertung der Unfallwahrscheinlichkeiten muss dazu nicht angepasst werden, da sie unabhängig von der konkreten Umsetzung des Sensorfusionssystems ist.

Durch die Unabhängigkeit von der Aktorik und Parametrierbarkeit der Auslöseschwellwerte können sowohl existierende nicht-umgebungserfassende Sicherheitssysteme – wie z. B. reversible Gurtstraffer – aktiviert werden, um deren Wirkungsgrad zu verbessern. Ebenso können neuartige, heute noch nicht bekannte Aktoren angesteuert werden, um das dargestellte Schutzpotential im seitlichen Fahrzeugbereich in Zukunft vollständig ausnutzen zu können.

Kapitel 6.

Modellierung der Sensorauflösung für die Objektverfolgung

Umgebungserfassende Sensoren jeglicher Art haben eine beschränkte Auflösung. Dies kann dazu führen, dass zwei Objekte, die einen zu geringen Abstand zueinander besitzen, innerhalb des Sensors zu einer einzigen Messung verschmelzen.

Obwohl Daum und Fitzgerald in [19] zur Diskussion stellen, dass „die Sensorauflösung in den meisten praktischen Anwendungen eine größere Rolle spielt als die Datenassoziation“, wurde die Sensorauflösung im Automobilbereich bisher nicht systematisch betrachtet. Deren Meinung nach haben Algorithmen zur Objektverfolgung, die das Vorkommen nicht aufgelöster Messungen berücksichtigen, eine erheblich bessere Leistung als Algorithmen, die dieses Problem missachten. Analog dazu sieht Blackman eine mangelnde Sensorauflösung als größte Ursache von Fehlern bei der Datenassoziation nah beieinander liegender Objekte [9, S. 886].

Eine einfache Auflösungserhöhung der vorliegenden Radarsensoren ist aufgrund der geänderten Frequenzregulierung (vgl. Abschnitt 2.4) und der physikalischen Beschränkungen (vgl. Abschnitt 4.1) ausgeschlossen. Die in Zukunft nutzbare Bandbreite im 24 GHz-Band führt zu einer Reduktion der Entfernungsauflösung auf ein Fünfundzwanzigstel ihres bisherigen Wertes. Wird die Sensorauflösung bei einer derartigen Auflösungsminderung nicht beachtet, wird die Qualität der Objektverfolgung beeinträchtigt und es ist mit erhöhten Positionsfehlern, vertauschten Objektschätzungen und Objektverlusten zu rechnen. Eine geringe Sensorauflösung sollte also bei der Objektverfolgung gesondert betrachtet werden. Dabei kann zwischen zwei Vorgehensweisen unterschieden werden: Der impliziten und der expliziten Modellierung der Sensorauflösung.

Werden in einer Vorverarbeitung der Sensordaten Gruppen von Messpunkten, sogenannte Cluster gebildet, so kann es je nach Erfassung der Objekte zur Verschmelzung von Clustern zweier Objekte oder zum Zerfall von Clustern desselben Objekts kommen. Dieses Problem stellt sich beispielsweise bei der Verarbeitung von Daten eines Laserscanners und einer Monokamera [58] oder den Daten einer Stereokamera [36]. In beiden referenzierten Arbeiten werden die Wahrscheinlichkeiten zur Cluster-Verschmelzung und zum Cluster-Zerfall beschrieben und in einer wahrscheinlichkeitsbasierten Datenassoziation verarbeitet. Durch die Betrachtung der gebildeten Cluster anstelle der Sensormesspunkte wird die Sensorauflösung implizit modelliert.

Bei der expliziten Modellierung der Sensorauflösung wird die physikalische Sensorauflösung direkt im Messraum betrachtet. Ein Beispiel ist das JPDAM-Verfahren (engl. „Joint Probabilistic Data Association with Possibly Merged Measurements“) [15] welches bisher

nur zur Modellierung der Sensorauflösung im militärischen Bereich eingesetzt wurde. Bei diesem Verfahren wird ein Modell der Sensorauflösung in eine wahrscheinlichkeitsbasierte Datenassoziation integriert. Durch Berechnung der Auflösungswahrscheinlichkeiten, zusätzlicher Zuweisungshypothesen und geänderter Filterinnovationsgleichungen werden die Eigenschaften nicht-aufgelöster Messungen betrachtet und zur Aktualisierung der Objektschätzungen verwendet.

In dieser Arbeit wird nur die explizite Modellierung der Sensorauflösung betrachtet. Hierzu werden zunächst die zum Verständnis der Sensorauflösung notwendigen Begriffe eingeführt. Im Anschluss daran wird das Auflösungsmodell der verwendeten Nahbereichsradarsensoren bestimmt, mathematisch formuliert und hergeleitet und in ein JPDAM-Verfahren integriert. Zudem werden die notwendigen Anpassungen zur Übertragung des Verfahrens auf den Automobilbereich vorgestellt. Abschließend wird der Nutzen des vorgestellten Verfahrens anhand des Vergleichs mit einer einfacheren wahrscheinlichkeitsbasierten Datenassoziation ohne Auflösungsmodellierung nachgewiesen.

6.1. Auflösung und Genauigkeit

Der Gebrauch der Begriffe Auflösung und Genauigkeit ist in der Literatur und im täglichen Sprachgebrauch nicht immer klar voneinander abgegrenzt. Daher sollen die Begriffe nachfolgend definiert werden. Der Einfachheit halber beziehen sich die Definitionen zunächst auf eine einzelne Messdimension (z. B. die Entfernung):

- Die **Genauigkeit** gibt für **ein einzelnes Objekt** an, wie genau dessen Messung durch einen gegebenen Sensor in einem bestimmten Bereich erfasst wird. Es wird davon ausgegangen, dass das zu messende Objekt einem Punktziel entspricht. Beispiel: Der Sensor misst die Entfernung von Objekten im Abstand von 1 m bis 10 m mit 99,7 %-iger Wahrscheinlichkeit mit einer Genauigkeit von 0,5 m.
- Die **Auflösung** gibt für **zwei Objekte und deren Abstand zueinander** an, wie sicher sie durch einen gegebenen Sensor als zwei getrennte Messungen erfasst werden können. Es wird ebenfalls von Punktzielen ausgegangen. Beispiel: Der Sensor kann die Messungen zweier Objekte, die zueinander einen Abstand $\geq$0,2 m haben, mit 90 %-iger Wahrscheinlichkeit auflösen.

Da bei der Definition der Genauigkeit von einem einzelnen Objekt ausgegangen wird, bleibt die Genauigkeit einer nicht-aufgelösten Messung zunächst undefiniert. Mit den obigen Definitionen wird klar, dass die alleinige Angabe eines Genauigkeits- und eines Auflösungswertes nicht ausreicht. Um damit sinnvoll arbeiten zu können, muss zusätzlich deren Verteilung angegeben werden. Für die Messgenauigkeit wird meist eine Normalverteilung angenommen. Bei der Auflösung wird häufig sehr stark vereinfachend von einer eindeutigen Auflösungsgrenze ausgegangen. In den nachfolgenden Abschnitten wird gezeigt, dass diese Vereinfachung jedoch nicht zutreffend ist.

Wird die Messung einer kontinuierlichen Größe, bedingt durch das Messprinzip des Sensors, in diskrete Werte unterteilt (quantisiert), so werden diese diskreten Wertebereiche als Auflösungszellen ζ_i bezeichnet. Wird z. B. die Signalleistung innerhalb eines gewissen Zeitbereichs integriert, um ein besseres Signal-zu-Rausch-Verhältnis zu erlangen, so ergeben

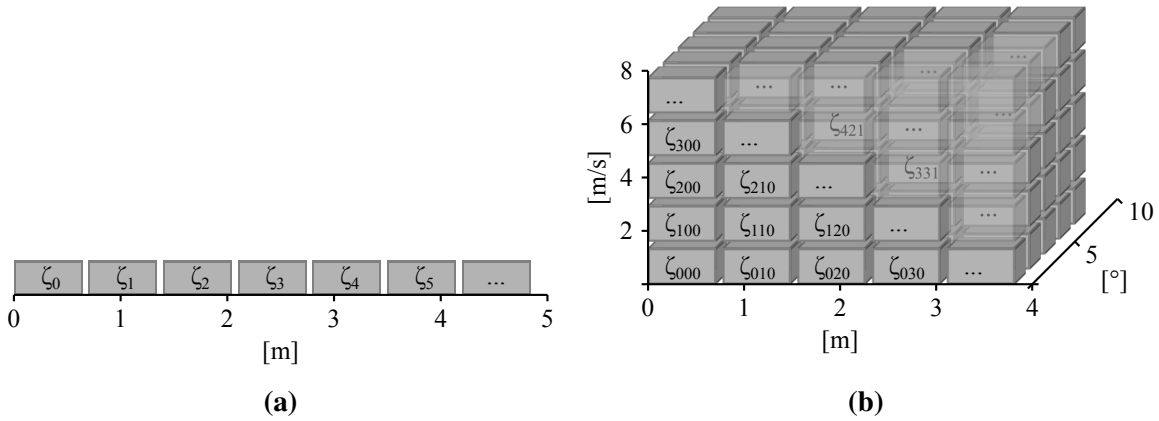


Abb. 6.1.: Schematische Darstellung von Auflösungszellen. (a) Eindimensionale Auflösungszellen ζ_i, $i = 0,1,2,\ldots$ (hier für die Entfernung). (b) Dreidimensionale Auflösungszellen (hier für Entfernung, Winkel und Geschwindigkeit).

sich zeitliche Auflösungszellen. Innerhalb dieser Zellen kann das Sensorsignal nicht aufgelöst werden.

Abbildung 6.1 (a) zeigt ein eindimensionales Beispiel von Auflösungszellen. Nicht immer können diese so scharf abgegrenzt werden, wie die Abbildung es vermittelt. Bei der Winkelmessung eines Radarsensors nach dem Monopulsverfahren können z. B. aufgrund der Antennenrichtcharakteristik und ihrer Nebenkeulen keine eindeutigen Auflösungszellen angegeben werden.

Erfasst der Sensor unabhängig voneinander mehrere Messgrößen (z. B. in den Dimensionen i, j und k), so ergeben sich entsprechend mehrdimensionale Auflösungszellen ζ_{ijk}. Abbildung 6.1 (b) zeigt ein passendes Beispiel für drei Dimensionen. Da die Auflösungszellen verschiedener Messdimensionen unabhängig voneinander sind, können zwei Messungen, deren Werte in einer Dimension in derselben Auflösungszelle liegen, evtl. doch vom Sensor aufgelöst werden, da sich die Entfernungsmesswerte nicht überlagern, wenn diese in einer anderen Dimension in unterschiedlichen Auflösungszellen liegen. Im mehrdimensionalen Fall geht man daher im Allgemeinen davon aus, dass zur Auflösung zweier Objekte die Auflösung in einer Messdimension ausreicht. Die Voraussetzung dafür ist, dass die Auflösung der betreffenden skalaren Größe von den anderen Messgrößen unabhängig ist. Dies ist üblicherweise gegeben, wenn für die unterschiedlichen Messgrößen voneinander unabhängige physikalische Messprinzipien verwendet werden. Die Auflösung hängt jedoch auch von anderen Faktoren, wie z. B. der Messgenauigkeit ab, so dass die Frage nach der Auflösung individuell für jeden Sensortyp beantwortet werden muss.

Im Falle der Messung eines einzelnen Objekts kann die Messung mit einer höheren Genauigkeit erfolgen, als dies zunächst möglich erscheint. Betrachtet man die Messgenauigkeit in Kombination mit den Auflösungszellen, so kann festgestellt werden, dass sich die gemessene Information eines einzelnen Objekts entsprechend der Messgenauigkeit auf mehrere Auflösungszellen aufteilt. Dieser Effekt wird in der Praxis dazu genutzt, die tatsächliche Position einer Messung durch Schwerpunktsbestimmung unter Annahme einer bestimmten Verteilungsfunktion zu schätzen. So kann mitunter eine Genauigkeit erreicht werden, die bei einem Zehntel der Zellengröße liegt [88, S. 146]. Die Abbildung 6.2 veranschaulicht dies

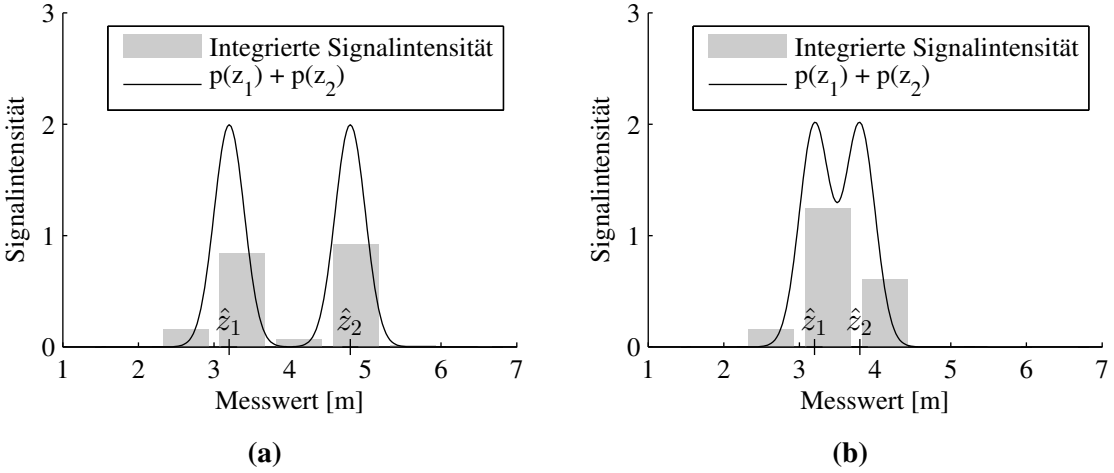


Abb. 6.2.: Auflösung als Integration der Messverteilungen $p(z_i)$, $i = 1{,}2$ zweier Objekte über diskrete Auflösungszellen eines Sensors. Die kontinuierliche Dichtefunktion $p(z_1) + p(z_2)$ entspricht den überlagerten Messverteilungen. Die grauen Balken entsprechen der Integration der Messverteilung über die jeweiligen Auflösungszellen. Die Signalintensität wird hier einheitenlos betrachtet. (a) $|z_1 - z_2| = 1{,}6\,\text{m}$, (b) $|z_1 - z_2| = 0{,}6\,\text{m}$.

anhand eines eindimensionalen Beispiels mit Auflösungszellen der Größe $\Delta\zeta = 0{,}75\,\text{m}$ und zwei normalverteilten Messungen $p(z_i)$:

$$p(z_i) = \mathcal{N}\left(z_i;\, \hat{z}_i, \sigma_i^2\right), \quad i = 1{,}2 \tag{6.1}$$

mit $\sigma_i = 0{,}2\,\text{m}$. Der Abstand der Objekte z_1 und z_2 beträgt im linken Diagramm 1,6 m, im rechten Diagramm 0,6 m. Es wird davon ausgegangen, dass die kontinuierliche Funktion der Messgenauigkeit $p(z_1) + p(z_2)$ über die Bereiche der Auflösungszellen integriert wird. Damit ergibt sich pro Auflösungszelle ein Messwert entsprechend des grau dargestellten Balkendiagramms. Diese Messwerte bilden im linken Diagramm zwei Maxima mit einem dazwischen liegenden Minimum, so dass die beiden Objekte, unter Zuhilfenahme dieser Information, aufgelöst werden können. Im rechten Diagramm bilden die Messwerte jedoch nur ein Maximum, so dass die Objekte nicht aufgelöst werden können und das Messergebnis eine verschmolzene Messung ist.

Laut [12, S. 394] wird das Rayleigh-Kriterium, welches in der Optik den zur Auflösung notwendigen Abstand zweier Lichtquellen angibt, in der Radarsignalverarbeitung folgendermaßen aufgefasst: Zwei Signalquellen können, in Bezug auf einen bestimmten skalaren Parameter, zuverlässig voneinander getrennt werden, falls die gesamte Signalfunktion dieses Parameters als Ausgang einer vorgeschalteten Verarbeitung die Form einer Kurve mit zwei Maxima und einem dazwischen liegenden Minimum hat. Im Gegensatz dazu können die Signalquellen nicht aufgelöst werden, wenn die Kurve nur ein Maximum aufweist. Diese Sichtweise entspricht damit exakt dem dargestellten Auflösungsbegriff dieses Abschnitts.

6.2. Auflösungszellengröße von Radarsensoren

Die Größe der Auflösungszellen ist ein wichtiger Faktor der Sensorauflösung. Im Folgenden wird anhand des schmalbandigen Nahbereichsradarsensors gezeigt, wie diese Größe berechnet werden kann. Die zum Verständnis notwendigen Grundlagen und Formeln zur Funktionsweise automobiler Radarsensoren wurden bereits im Kapitel 4 vorgestellt.

Der vorliegende Sensor bestimmt die Messgrößen Entfernung und Dopplergeschwindigkeit mit Hilfe des FMCW-Verfahrens. Die Winkelbestimmung des Sensors erfolgt über das Monopulsverfahren.

Die Größe der Entfernungsauflösungszellen ergibt sich sowohl beim FMCW- als auch beim Puls-Doppler-Verfahren aus der Lichtgeschwindigkeit c und der Bandbreite B des Sendesignals [88, S. 135, Formel (12.40)] zu:

$$\Delta\zeta(r) = \frac{c}{2B}. \tag{6.2}$$

Je größer die Bandbreite des Sendesignals, desto kleiner sind also die Auflösungszellen und desto höher die theoretisch erreichbare Auflösung. Die Bandbreite B ergibt sich beim FMCW-Verfahren durch den Frequenzhub Δf des Sendesignals:

$$B = \Delta f. \tag{6.3}$$

Der Frequenzhub des vorliegenden Sensors beträgt nach Angabe des Herstellers 190 MHz. Zusammen mit der Lichtgeschwindigkeit $c = 299\,792\,458$ m/s ergibt sich eine Auflösungszellengröße von:

$$\Delta\zeta(r) = 0{,}79\,\text{m}. \tag{6.4}$$

Die Größe der Geschwindigkeitsauflösungszellen eines Radarsensors hängt im Allgemeinen von der verwendeten Trägerfrequenz f_T und der Messdauer Δt ab [88, S. 131, Formel (12.21)]:

$$\Delta\zeta(\dot{r}) = \frac{c}{2f_\text{T}\Delta t}. \tag{6.5}$$

Die Messdauer bei FMCW-Radarsensoren ist durch die Frequenzrampendauer gegeben. Für den vorliegenden Sensor beträgt die Trägerfrequenz 24 GHz und die Frequenzrampendauer 0,003 s, so dass sich die folgende Auflösungszellengröße ergibt:

$$\Delta\zeta(\dot{r}) = 2{,}08\,\text{m/s}. \tag{6.6}$$

Wie im Abschnitt 4.1 dargestellt, ist es bei FMCW-Sensoren üblich, mehrere Frequenzrampen mit unterschiedlichen Rampendauern oder Frequenzhüben auszusenden, um Mehrdeutigkeiten der Messung aufzulösen. Dies führt in der Praxis dazu, dass die Entfernungs- oder die Geschwindigkeitsauflösung über mehrere Messungen hinweg nicht konstant ist. Da der zeitliche Bezug der Frequenzrampe zur entsprechenden Messung im konkreten Fall jedoch nicht bekannt ist, wird im Folgenden von einer konstanten Entfernungs- und Geschwindigkeitsauflösung des Sensors ausgegangen.

Die Winkelauflösung von Radarsensoren hängt im Wesentlichen von der Bündelung der Sende- (oder Empfangs)-Antennen und deren Anzahl ab. Eine hohe Winkelauflösung lässt sich damit beispielsweise durch viele stark gebündelte Sendeantennen oder durch eine stark

gebündelte geschwenkte Sendeantenne erreichen. Eine exakte Angabe dieser Auflösung ist jedoch nicht ohne Weiteres möglich. Sie ist u. a. abhängig vom Antennendiagramm des Sensors und der Anzahl der Sende- bzw. Empfangsantennen. Zusätzlich erschwert wird eine Angabe dadurch, dass der Erfassungsbereich eines Antennenstrahls, im Gegensatz z. B. zu einem Laserstrahl, nicht klar abgegrenzt ist. In [88, S. 146, Abschnitt 12.4.3] wird nach der Leistungsfähigkeit der Winkelbestimmung gesucht. Dort wird eine für die Trennfähigkeit relevante Azimutzellengröße definiert:

$$\Delta\varphi_{\min} = \frac{\Delta\varphi_{\max}}{N-1}. \tag{6.7}$$

Dabei entspricht $\Delta\varphi_{\max}$ dem Winkelerfassungsbereich des Sensors und N der Zahl der unabhängig gemessenen Winkelinformationen. Sind die Erfassungsbereiche der verschiedenen Messwinkel räumlich beschränkt und jeweils gleich groß und weisen deren Messrichtungen zueinander einen konstanten Versatz auf, so kann davon ausgegangen werden, dass insgesamt N Objektwinkel aufgelöst werden können. Somit liefert die obige Definition einen Hinweis auf die erwartete Winkelauflösungszellengröße:

$$\Delta\zeta(\varphi) := \Delta\varphi_{\min}. \tag{6.8}$$

Für den vorliegenden Sensor mit dem Winkelerfassungsbereich von $\Delta\varphi_{\max} = 150°$ und der Anzahl der Sendeantennen $N = 7$ ergibt sich damit eine Auflösungszellengröße von

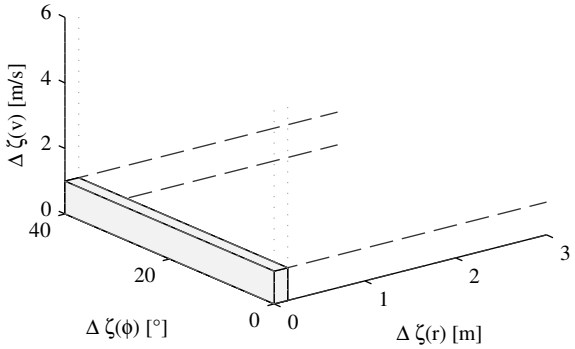
$$\Delta\zeta(\varphi) = 25°. \tag{6.9}$$

Mit den obigen Definitionen lässt sich das Volumen einer Auflösungszelle berechnen. Führt man diese Berechnungen für verschiedene Sensortypen durch, so lassen sich deren Auflösungsfähigkeiten vergleichen. Je größer das Volumen einer Auflösungszelle ist, desto höher ist die Wahrscheinlichkeit, dass zwei benachbarte Objekte nicht aufgelöst werden können. Für einen Radarsensor mit den Messgrößen Entfernung, Winkel und Dopplergeschwindigkeit ergibt sich eine dreidimensionale Auflösungszelle mit folgendem Volumen:

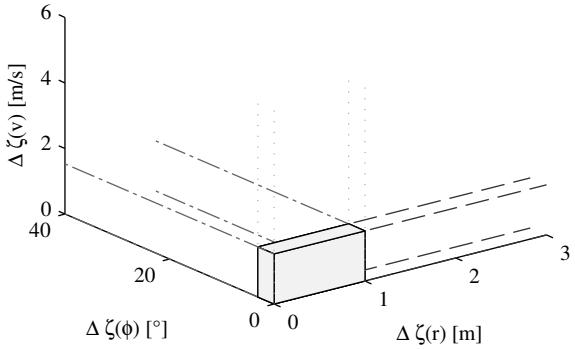
$$V = \Delta\zeta(r) \cdot \Delta\zeta(\varphi) \cdot \Delta\zeta(\dot{r}). \tag{6.10}$$

Anhand der obigen Definition sollen nun drei Radarsensortypen verglichen werden: Ein breitbandiger SRR, ein schmalbandiger SRR und ein schmalbandiger MMR. Beim ersten Sensortyp handelt es sich um einen breitbandigen Puls-Doppler-Nahbereichsradarsensor, wie er bisher typischerweise im Automobilbereich eingesetzt wurde. Auf dessen Spezifikation soll nicht näher eingegangen werden, sie ist [87] zu entnehmen. Die beiden anderen Sensortypen wurden bereits im Kapitel 4 beschrieben. Die Größen der einzelnen Messauflösungszellen und das resultierende Auflösungszellenvolumen sind in der Tabelle 6.1 aufgeführt. Abbildung 6.3 zeigt das Volumen der Auflösungszellen grafisch. Die Begrenzungen der jeweiligen Messauflösungszellen in Entfernung, Winkel und Radialgeschwindigkeit sind durch verschiedenartig gestrichelte Linien dargestellt.

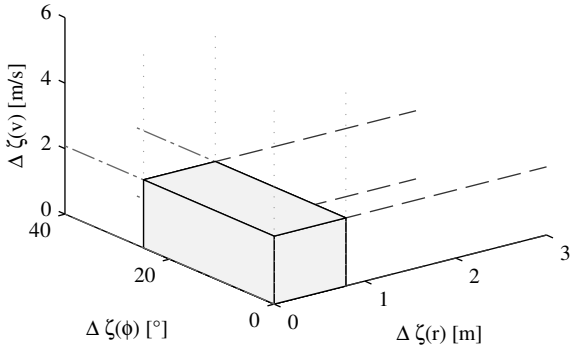
Der Tabelle und den Abbildungen ist zu entnehmen, dass der breitbandige SRR eine relativ geringe Winkelauflösung hat, welche jedoch durch die hohe Entfernungs- und Radialgeschwindigkeitsauflösung kompensiert werden kann. Das Volumen der Auflösungszellen des



(a) $\Delta\boldsymbol{\zeta}(r) = 0{,}15\,\text{m}$, $\Delta\boldsymbol{\zeta}(\phi) = 40°$, $\Delta\boldsymbol{\zeta}(v) = 1\,\text{m/s}$



(b) $\Delta\boldsymbol{\zeta}(r) = 1\,\text{m}$, $\Delta\boldsymbol{\zeta}(\phi) = 3{,}125°$, $\Delta\boldsymbol{\zeta}(v) = 1{,}53\,\text{m/s}$



(c) $\Delta\boldsymbol{\zeta}(r) = 0{,}79\,\text{m}$, $\Delta\boldsymbol{\zeta}(\phi) = 25°$, $\Delta\boldsymbol{\zeta}(v) = 2{,}08\,\text{m/s}$

Abb. 6.3.: Darstellung der räumlichen Ausdehnung der Auflösungszelle $\Delta\boldsymbol{\zeta}_{000}$ verschiedener Radarsensoren: (a) Breitbandiger SRR, (b) Schmalbandiger MMR (Nahabtastung), (c) Schmalbandiger SRR.

Sensor	$\Delta\zeta(r)$ [m]	$\Delta\zeta(\varphi)$ [°]	$\Delta\zeta(\dot{r})$ [m/s]	V [° m^2/s]
SRR, breitbandig	0,15	≈ 40	1,00	6,00
MMR, schmalbandig	1,00	$\approx 3{,}125$	1,53	4,78
SRR, schmalbandig	0,79	≈ 25	2,08	41,08

Tab. 6.1.: Größen von Messauflösungszellen (Entfernung, Winkel und Geschwindigkeit) und das Auflösungszellenvolumen verschiedener Radarsensortypen im Vergleich.

MMRs ist etwas kleiner als das Volumen des breitbandigen SRRs. Die beiden Sensoren werden Objekte ungefähr gleich gut auflösen können. Die Auflösungszellen des schmalbandigen SRRs haben im Vergleich zu den beiden anderen Sensoren ein ca. 7- bis 10-fach größeres Volumen.

6.3. Auflösungsmodelle

Im Folgenden werden verschiedene in der Literatur benannte Auflösungsmodelle vorgestellt.

Ein Auflösungsmodell gibt die Wahrscheinlichkeit einer Verschmelzung zweier Objekte in Abhängigkeit ihres als bekannt angenommenen Abstands

$$\Delta z = |z_1 - z_2|, \quad z_1 \in \mathbb{R}, \quad z_2 \in \mathbb{R} \tag{6.11}$$

an. Dessen Verteilungsfunktion wird im Folgenden mit

$$P_M(\Delta z) \in [0, \ldots, 1], \quad \Delta z \in \mathbb{R}^+ \tag{6.12}$$

bezeichnet. Ein Funktionswert von 1 bedeutet eine sichere Verschmelzung, ein Funktionswert von 0 hingegen eine sichere Auflösung der Objekte. Es wird angenommen, dass die Auflösungen der einzelnen Messdimensionen unabhängig voneinander sind und sich das Auflösungsmodell für eine m-dimensionale Messung mit dem Abstand

$$\Delta\mathbf{z} = |\mathbf{z}_1 - \mathbf{z}_2|, \quad \mathbf{z}_1 \in \mathbb{R}^m, \quad \mathbf{z}_2 \in \mathbb{R}^m \tag{6.13}$$

aus der Multiplikation der m Auflösungsmodelle der jeweiligen Messdimensionen ergibt:

$$P_M(\Delta\mathbf{z}) = P_{M_1}(\Delta\mathbf{z}(1)) \cdot \ldots \cdot P_{M_m}(\Delta\mathbf{z}(m)). \tag{6.14}$$

6.3.1. Konstantes Auflösungsmodell

Das konstante Auflösungsmodell ist von Ng in [63] vorgestellt worden. Bei diesem Modell wird von einer scharfen, sensorabhängigen Auflösungsgrenze $D_R \in \mathbb{R}^+$ ausgegangen, so dass zwei Messungen genau dann verschmelzen, wenn deren Abstand kleiner als diese Auflösungsgrenze ist. Für die Verteilungsfunktion ergibt sich:

$$P_M(\Delta z) := \begin{cases} 1, & \text{falls } \Delta z \leqslant D_R, \\ 0, & \text{sonst.} \end{cases} \tag{6.15}$$

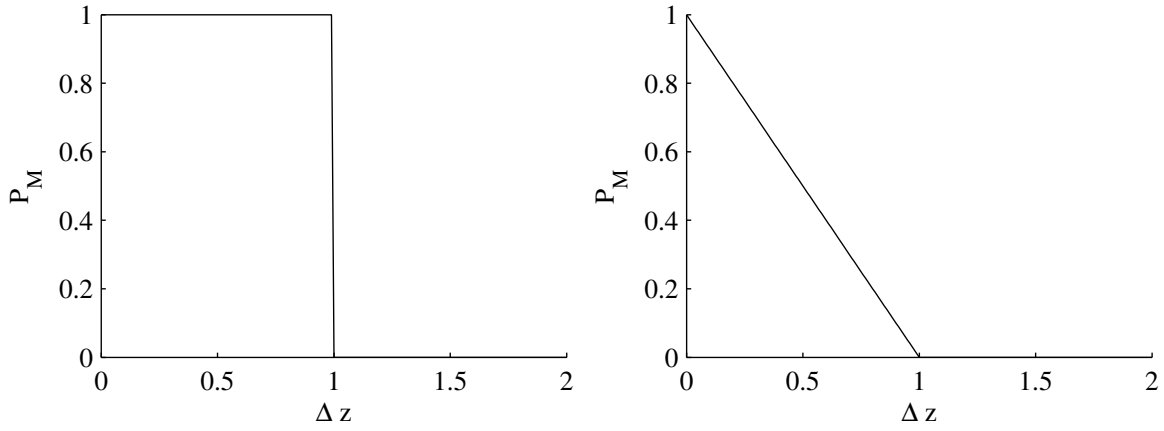


Abb. 6.4.: Verteilungsfunktionen der Auflösungsmodelle für eindimensionale Sensoren von (a) Ng mit $D_R = 1$ und (b) Chang mit $D_R = 1$.

Die Auflösungsgrenze D_R wird in der Einheit der jeweiligen Messgröße angegeben. Abbildung 6.4 (a) zeigt die Verteilungsfunktion des Modells für $D_R = 1$.

6.3.2. Linear abfallendes Auflösungsmodell

Das linear abfallende Auflösungsmodell ist von Chang in [15] vorgestellt worden. Zur Herleitung des Modells wird von diskreten Auflösungszellen ζ ausgegangen. Diese Auflösungszellen werden in der genannten Publikation jedoch nicht exakt definiert. Daher wird im Folgenden eine eigene Definition gegeben.

Eine diskrete Auflösungszelle $\zeta_{\mathbf{k}}$, $\mathbf{k} \in \mathbb{N}^m$ eines Sensors mit m unabhängigen Messdimensionen, deren mehrdimensionale Auflösungszellengröße $\Delta\boldsymbol{\zeta} \in \mathbb{R}^m$ bekannt ist, wird definiert als:

$$\zeta_{\mathbf{k}} := \left\{\mathbf{z} : \ \mathbf{k}(i)\Delta\boldsymbol{\zeta}(i) < \mathbf{z}(i) < [\mathbf{k}(i)+1]\Delta\boldsymbol{\zeta}(i), \quad i = 1,\ldots,m\right\}, \quad \mathbf{k} \in \mathbb{N}^m. \tag{6.16}$$

Dabei wird über die Variable i auf den i-ten Eintrag des jeweiligen Vektors zugegriffen. Somit kann über den Vektor $\mathbf{k}$ eine bestimmte Auflösungszelle indiziert werden. Es wird weiterhin angenommen, dass zwei Messungen genau dann verschmelzen, wenn deren Abstand in allen Messdimensionen kleiner als die Größe der Auflösungszelle $\Delta\boldsymbol{\zeta}$ ist und dass der Mittelpunkt der Messungen in der Auflösungszelle gleichverteilt ist.

Für eine Messdimension wird die Wahrscheinlichkeit, dass die Messungen in derselben Auflösungszelle liegen, in [15] mit $(\Delta\zeta - \Delta z)/\Delta\zeta$ angegeben. Ersetzt man zur Notation des Auflösungsmodells die Auflösungszellengröße $\Delta\zeta$ durch einen Parameter $D_R \in \mathbb{R}^+$, so ergibt sich die entsprechende Verteilungsfunktion des Modells folgendermaßen:

$$P_M(\Delta z) := \begin{cases} (D_R - \Delta z)/D_R, & \text{falls } \Delta z \leqslant D_R, \\ 0, & \text{sonst.} \end{cases} \tag{6.17}$$

Abbildung 6.4 (b) zeigt die Verteilungsfunktion des Modells für $D_R = 1$.

6.3.3. Kombiniertes stückweise lineares Auflösungsmodell

In [83] hat Trunk ein Auflösungsmodell definiert, welches einer Kombination des konstanten und des linear abfallenden Auflösungsmodells entspricht. Es wird dort jedoch nur für Entfernungsmessungen von Radarsensoren aufgeführt. In [9, S. 378] ist dieses Modell von Blackman generalisiert worden:

$$P_M(\Delta z) := \begin{cases} 1, & \text{falls } \Delta z \leqslant C_R, \\ (D_R - \Delta z)/(D_R - C_R), & \text{falls } C_R < \Delta z \leqslant D_R, \\ 0, & \text{sonst.} \end{cases} \tag{6.18}$$

Der Parameter $D_R \in \mathbb{R}^+$ gibt an, ab welchem Abstand zwei Objekte sicher aufgelöst werden können. Mit dem zusätzlichen Parameter C_R, für welchen $0 \leqslant C_R \leqslant D_R$ gilt, wird der Übergang zwischen sicherer Auflösung und sicherer Verschmelzung parametriert. Abbildung 6.5 (a) zeigt die Verteilungsfunktion des Modells für $D_R = 1$ und $C_R = 0{,}5$.

Das Modell lässt sich durch Wahl von $C_R = D_R$ in das Modell aus Gleichung 6.15 und mit $C_R = 0$ in das Modell aus Gleichung 6.17 überführen. Damit stellt es eine Verallgemeinerung der beiden vorigen Modelle dar.

6.3.4. Gaußförmiges Auflösungsmodell

Ein weiteres Auflösungsmodell ist von Koch in [45] definiert worden. Dort wird davon ausgegangen, dass die Auflösungsfähigkeit nicht nur von den Sensoreigenschaften abhängt, sondern auch durch die Signalverarbeitung und die zufälligen Zielschwankungen beeinflusst wird. Der Wert der Verteilungsfunktion wird für einen Objektabstand von $\Delta z = 0$ mit $P_M(0) := 1$ festgelegt. Für geringe Abstände soll die Verschmelzungswahrscheinlichkeit hoch bleiben und für große Abstände $P_M(\infty) := 0$ sein. Außerdem wird gewünscht, dass der Übergangsbereich zwischen den Wahrscheinlichkeiten relativ schmal sein soll. Daher kommen die Autoren zu dem Schluss, dass die Verteilungsfunktion näherungsweise durch eine gaußförmige Funktion beschrieben werden kann. Unter Vernachlässigung der dort noch zusätzlich modellierten Messgruppen, wird die folgende Verteilungsfunktion angenommen:

$$P_M(\Delta z) := \exp\left\{-\frac{1}{2}\left(\frac{\Delta z}{\alpha_R}\right)^2\right\}. \tag{6.19}$$

Der Parameter $\alpha_R \in \mathbb{R}$ skaliert die Dichtefunktion. Nach [45, 78] entspricht der Wert dieses Parameters der Größe einer Auflösungszelle. Abbildung 6.5 (b) zeigt die Verteilungsfunktion des Modells für $\alpha_R = 0{,}5$.

6.4. Experimentelle Bestimmung der Sensorauflösung

Die oben beschriebenen Auflösungsmodelle müssen auf den jeweils verwendeten Sensortyp parametriert werden. In der bisherigen Literatur ist dies nur als Herausforderung dargestellt worden. Es ist jedoch weder darauf eingegangen worden, wie die notwendigen Parameter

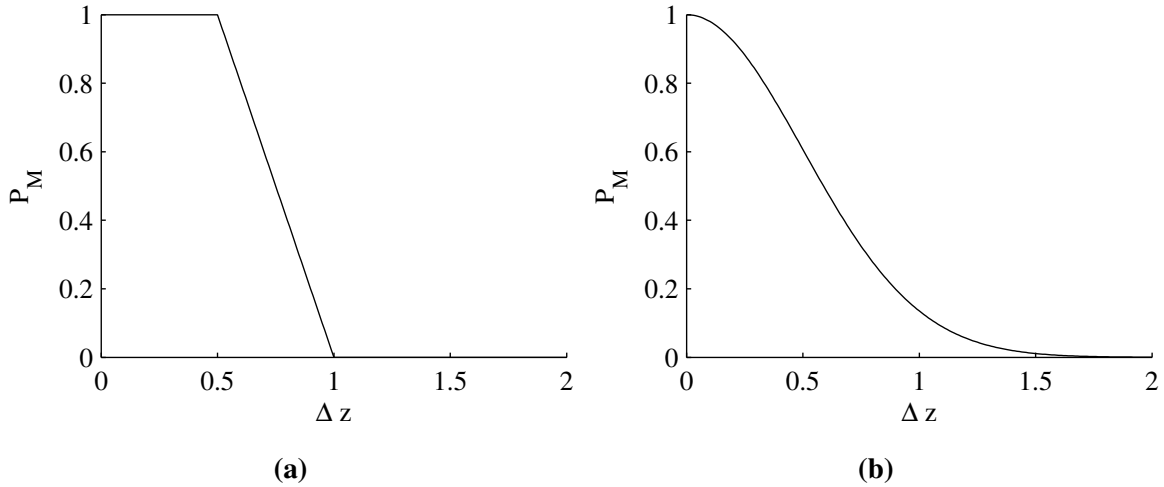


Abb. 6.5.: Verteilungsfunktionen der Auflösungsmodelle für eindimensionale Sensoren von (a) Blackman mit $D_R = 1{,}0$, $C_R = 0{,}5$ und (b) Koch mit $\alpha_R = 0{,}5$.

ermittelt werden können, noch überprüft worden, ob die angenommenen Verteilungen der Realität entsprechen.

Daher wird in diesem Abschnitt gezeigt, wie die Sensorauflösung des schmalbandigen Radarsensors (vgl. Tabelle 4.1) experimentell bestimmt werden kann. Anschließend werden die verschiedenen Auflösungsmodelle durch Parameteroptimierung an die ermittelte Verteilung der Sensorauflösung angepasst und einem Anpassungstest unterzogen.

6.4.1. Messverfahren zur Ermittlung des Auflösungsmodells

Zur Vermessung der Sensorauflösung werden zwei Normziele (Corner-Reflektoren) mit einem Radarrückstreuquerschnitt von $100\,\mathrm{m}^2$ verwendet. Dieser Radarrückstreuquerschnitt entspricht in etwa dem eines Pkws [88, S. 124]. Das erste Normziel wird relativ zum Sensor bei $r = 10\,\mathrm{m}$, $\varphi = 0°$ positioniert. Ein zweites Normziel wird bei gleichbleibendem Winkel langsam am ersten Normziel vorbei bewegt. Start- und Endpunkt werden jeweils so gewählt, dass die beiden Objekte vom Radarsensor sicher aufgelöst werden können. Die beiden Abstandswerte bei Objektverschmelzung und Objektauflösung werden notiert. Anschließend wird das erste Normziel in der Entfernung um einige Zentimeter verschoben und eine erneute Messung vorgenommen. Es werden so viele Messungen durchgeführt, bis eine ausreichende Anzahl an Messdaten für eine statistische Auswertung der Auflösung zur Verfügung steht. Das erste Normziel muss über die Messungen hinweg die gesamte Länge der theoretischen Auflösungszellengröße $\Delta\zeta(r)$ durchschreiten. Bei der Durchführung der Messungen ist zu beachten, dass die Objektverschmelzung nur auftritt, wenn die Abstände der beiden Objekte in den anderen Messdimensionen sicher nicht aufgelöst werden können. Abbildung 6.6 (a) zeigt eine Skizze des Verfahrens. Ein Normziel ist mit einem Kreuz bezeichnet. Das erste Normziel ist ohne Pfeil, das zweite Normziel mit Pfeil dargestellt. Die verschiedenen Durchgänge sind mit den Zahlen $1, \ldots, n$ gekennzeichnet.

Die Bestimmung der Winkelauflösung erfolgt ähnlich. Das erste Normziel wird relativ zum Sensor bei $r = 10\,\mathrm{m}$, $\varphi = 0°$ aufgestellt. Das zweite Normziel wird dann bei gleichbleibender Entfernung am ersten Normziel vorbeibewegt. Die Winkelabstände bei Objekt-

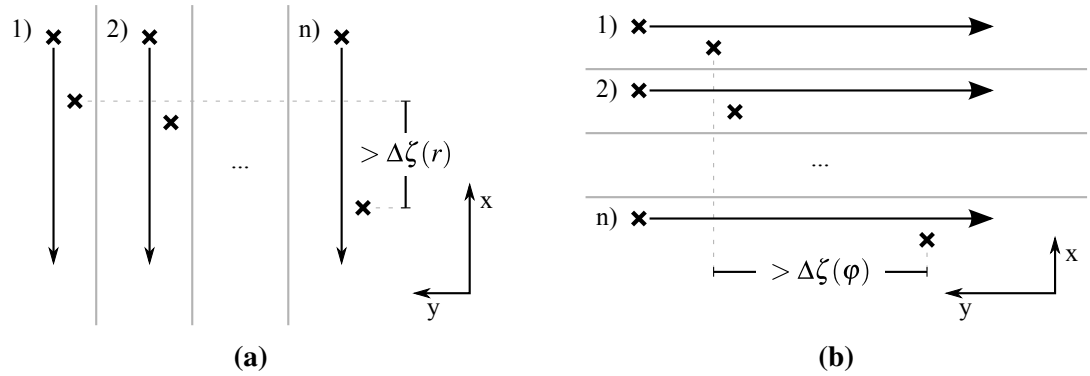


Abb. 6.6.: Verfahren zur Bestimmung der Sensorauflösung: (a) Bestimmung der Entfernungsauflösung, (b) Bestimmung der Winkelauflösung.

verschmelzung und Objektauflösung werden jeweils notiert. Anschließend wird das erste Normziel im Winkel um einige Zehntel Grad verschoben und die Messung erneut vorgenommen. Diese beiden Vorgänge werden ebenfalls so oft wiederholt, bis eine ausreichend genaue Statistik der Winkelauflösung erhoben werden kann und das erste Normziel die gesamte theoretische Auflösungszellengröße $\Delta\zeta(\varphi)$ durchlaufen hat. Abbildung 6.6 (b) zeigt eine Skizze des Verfahrens.

Zur Bestimmung der Entfernungs- und Winkelauflösung müssen die Abstände der Normziele in den nicht untersuchten Messdimensionen φ, $\dot{r}$ (bzw. r, $\dot{r}$) jeweils so gewählt werden, dass diese darin sicher nicht aufgelöst werden können. Damit wird eine Verschmelzung in zwei der drei Messdimensionen bereits durch den Messaufbau provoziert, so dass die Messauflösung in der dritten Messdimension bestimmt werden kann.

Zur Bestimmung der Geschwindigkeitsauflösung muss für die gesamte Messung jeweils garantiert werden, dass der Abstand in den Messdimensionen r und φ kleiner als deren Messauflösung ist. Dafür ist ein Versuchsaufbau notwendig, der die Relativgeschwindigkeit der beiden Normziele zueinander um die erwartete Geschwindigkeitsauflösung variiert. Da sich dabei aber auch die Position des ersten Normziels ändert, können beide Ziele eventuell schon durch die Entfernungsdifferenz aufgelöst werden. Mit solch einem Aufbau kann also nur der Relativgeschwindigkeitswert ermittelt werden, zu dem beide Ziele in jedem Fall aufgelöst werden können. Eine Verteilungsfunktion lässt sich nicht ableiten. Daher wird auf die experimentelle Ermittlung der Geschwindigkeitsauflösung in dieser Arbeit verzichtet.

Aus den Messungen der Entfernungs- und Winkelauflösung ist nun der Abstand der beiden Objekte unmittelbar vor und nach der Objektverschmelzung in der jeweiligen Messdimension bekannt, so dass über diese Abstände ein kumulatives Histogramm berechnet werden kann. Dieses Histogramm gibt die empirisch ermittelte Auflösungswahrscheinlichkeit in Abhängigkeit des Objektabstands in der jeweiligen Messdimension an. Abbildung 6.7 stellt die Ergebnisse der Auflösungsverteilung des Nahbereichsradarsensors dar.

6.4.2. Optimierung der Modellparameter

Im Folgenden werden die Parameter der Auflösungsmodelle aus Abschnitt 6.3 durch Parameteroptimierung bestmöglich an die empirisch ermittelte Sensorauflösung angepasst. Hierzu wird der RMS-Fehler zwischen der empirischen und der über die Modellfunktion ermit-

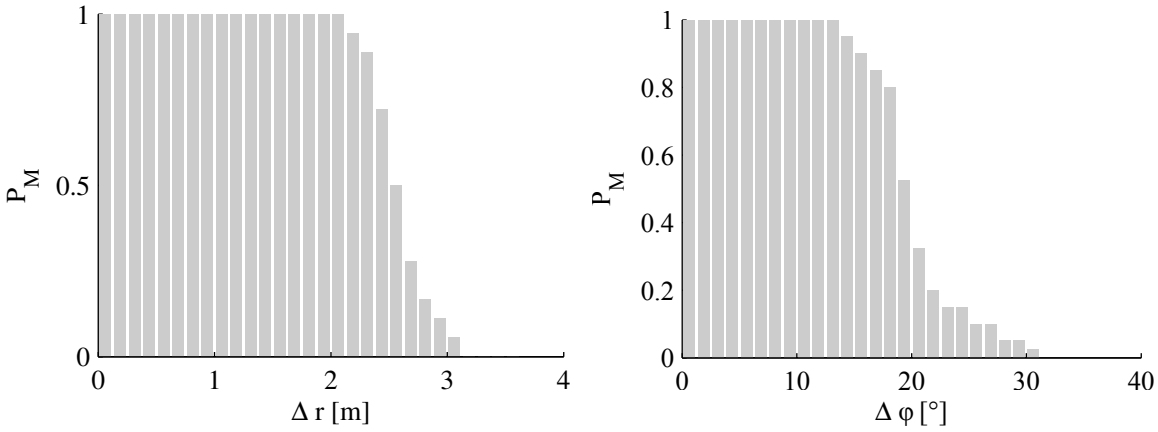


Abb. 6.7.: Empirisch ermittelte Verteilung der Sensorauflösung in Abhängigkeit des Objektabstands in der jeweiligen Messdimension des schmalbandigen Nahbereichsradarsensors in (a) Entfernung und (b) Winkel.

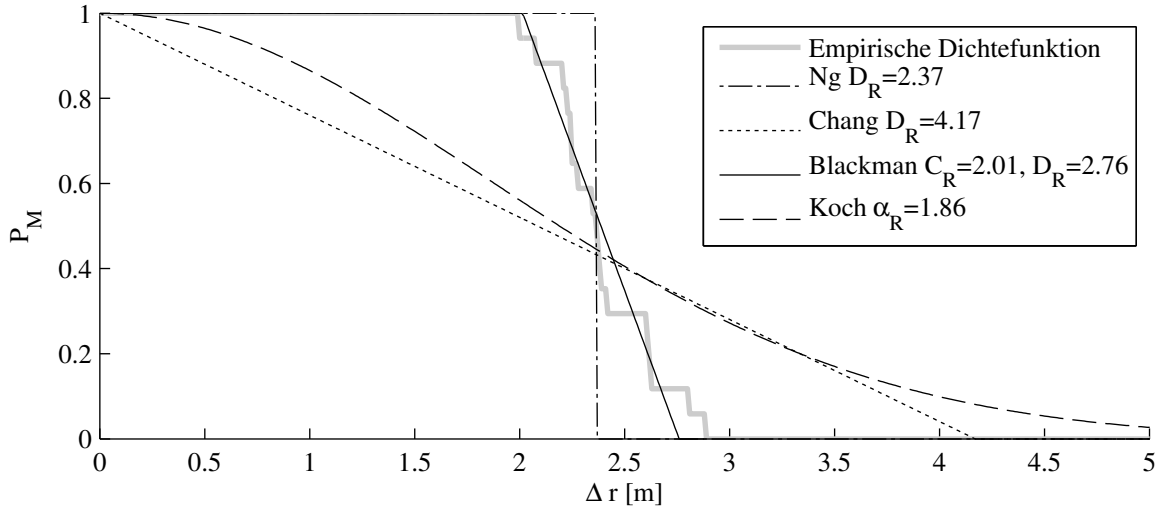
	Entfernung			**Winkel**		
Modell	D_R/α_R [m]	C_R [m]	RMS [m]	D_R/α_R [°]	C_R [°]	RMS [°]
Ng	2,37	-	0,0926	17,61	-	0,1134
Chang	4,17	-	0,2051	32,30	-	0,1589
Koch	1,60	-	0,1774	14,22	-	0,1291
Blackman	2,76	2,01	0,0273	22,58	13,10	0,0416

Tab. 6.2.: Ermittelte Modellparameter der verschiedenen Auflösungsmodelle und deren RMS-Fehler im Überblick.

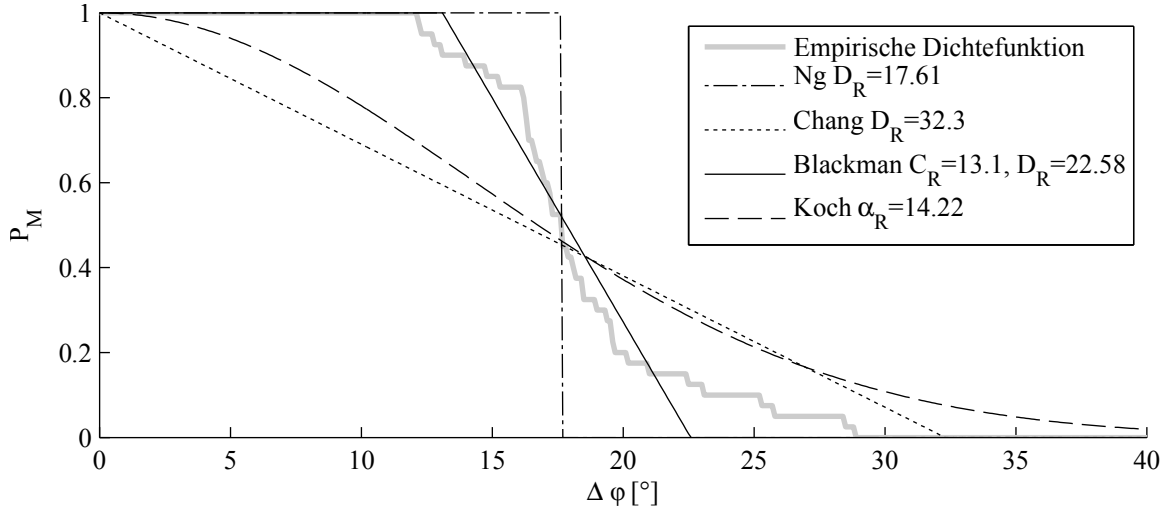
telten Verschmelzungswahrscheinlichkeit berechnet. Durch Variation der Modellparameter werden die Parameter gesucht, die den minimalen RMS-Fehler ergeben. Um die Modelle in einem endlichen Bereich auswerten zu können, wurde das Modell von Koch so modifiziert, dass die Verschmelzungswahrscheinlichkeit oberhalb des 3σ-Bereichs Null ergibt. Abbildung 6.8 zeigt jeweils die Dichtefunktionen der verschiedenen Verschmelzungsmodelle mit den jeweils ermittelten optimalen Modellparametern für die Entfernungs- und die Winkelauflösung. Die dicke graue Linie gibt die empirische Verschmelzungswahrscheinlichkeit an. Tabelle 6.2 zeigt die ermittelten optimalen Parameter und den dazugehörigen RMS-Fehler der verschiedenen Modelle im Vergleich. Die Tabelle zeigt, dass das Modell von Blackman mit den ermittelten Parametern sowohl für die Entfernungs- als auch für die Winkelverschmelzungswahrscheinlichkeiten den geringsten RMS-Fehler aufweist.

6.4.3. Validierung der Auflösungsmodelle

Um zu überprüfen, ob die Daten tatsächlich der angenommenen Verteilung entsprechen, werden die Modelle mit den jeweils optimalen Parametern einem Kolmogorov-Smirnov-Verteilungstest [55] unterzogen. Dieser Test ist geeignet, wenn die Anzahl der Testdaten relativ



(a) Entfernung



(b) Winkel

Abb. 6.8.: Modellparameter der Entfernungs- und Winkelverschmelzungswahrscheinlichkeiten.

gering ist und auf eine Verteilungsfunktion getestet werden soll, die nicht der Normalverteilung entspricht. Dabei wird als Nullhypothese angenommen, dass die Daten der optimal parametrierten Modellverteilung entsprechen bzw. als alternative Hypothese, dass die Daten einer anderen Verteilung entsprechen. Für das Signifikanzniveau wird $\alpha = 0{,}05$ gewählt.

Der Test wird jeweils für die Verteilung der Entfernungs- und der Winkelauflösung durchgeführt. Die Anzahl der Stichproben der Entfernungsauflösung beträgt 18, bei der Auswertung der Winkelauflösung 40. Die Nullhypothese wird jeweils für die Entfernungs- und Winkelauflösung nur für das Modell von Blackman akzeptiert. Der Signifikanzwert entspricht $p = 0{,}6487$ (Entfernung) bzw. $p = 0.2468$ (Winkel). Für alle anderen Modelle wird die Nullhypothese sowohl für die Entfernungs- als auch für die Winkelauflösung durch den Test abgelehnt. Zur korrekten Modellierung der Auflösung des vorliegenden Sensors sollte also das Verteilungsmodell von Blackman gewählt werden.

6.5. Modellierung des stückweise linearen Auflösungsmodells

Im Folgenden wird die Dichtefunktion einer verschmolzenen Messung mit dem Auflösungsmodell von Blackman aus Unterabschnitt 6.3.3 hergeleitet. Solch eine Dichtefunktion wird zur Datenassoziation und zur Objektverfolgung mit auflösungsbeschränkten Sensoren benötigt. Das Modell selbst ist zwar in der Literatur vorgestellt worden, wurde bisher jedoch noch nicht zur Nutzung in der Objektverfolgung hergeleitet. Die Herleitung orientiert sich dabei an den Veröffentlichungen von Ng [63] bzw. Chang [15] der in Unterabschnitt 6.3.1 und Unterabschnitt 6.3.2 beschriebenen Modelle.

Es wird davon ausgegangen, dass die Position einer verschmolzenen Messung von den Positionen der verursachenden, verrauschten Messungen abhängt. Außerdem wird angenommen, dass die Position der verschmolzenen Messung näher an der Messung mit der größeren Signalstärke liegt.

Die Messungen zweier Objekte werden mit

$$\mathbf{z}_i \in \mathbb{R}^m, \quad i = 1{,}2 \tag{6.20}$$

bezeichnet. Die dazugehörigen prädizierten Messwerte $\hat{\mathbf{z}}_i$ und deren Residuenkovarianzen $\mathbf{S}_i$ (s. Unterabschnitt 3.2.1) seien bekannt. Da von der Unkorreliertheit der m Messdimensionen ausgegangen wird, wird für die Residuenkovarianz von einer Diagonalmatrix $(\sigma_j^2)\delta_{jk}$, $j = 1,\ldots,m$, $k = 1,\ldots,m$ ausgegangen. Das Symbol δ_{jk} bezeichnet das Kronecker-Delta (s. Gleichung A.40). Die Indexvariable j bezeichnet hier und im Folgenden den der Messdimension entsprechenden skalaren Wert eines Vektors (oder einer Diagonalmatrix nach obiger Definition). Die Signalstärken der beiden Messungen seien s_1, s_2.

Für die Verteilungsfunktion der Sensorauflösung P_M wird das in Gleichung 6.18 definierte Modell von Blackman angenommen.

Die verschmolzene Messung z_0 wird folgendermaßen modelliert:

$$\mathbf{z}_0 = \frac{s_1\mathbf{z}_1 + s_2\mathbf{z}_2}{s_1 + s_2} = \alpha\mathbf{z}_1 + (1-\alpha)\mathbf{z}_2. \tag{6.21}$$

Der Faktor α ergibt sich aus dem Verhältnis der beiden Signalstärken s_1, s_2:

$$\alpha = \frac{s_1}{s_1 + s_2}, \quad 0 < \alpha < 1. \tag{6.22}$$

Die verschmolzene Messung ist also eine Linearkombination zweier verrauschter, nach Signalstärken gewichteter Messungen.

Mit der Notation $\mathcal{M}$ für das Ereignis einer Messverschmelzung führt die Gleichung 6.21 zur Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion der verschmolzenen Messung:

$$g(\mathbf{z}_0) := p\left(\mathbf{z}_0 \mid \mathcal{M}\right) = p\left(\alpha\mathbf{z}_1 + [1-\alpha]\mathbf{z}_2 \mid \mathcal{M}\right). \tag{6.23}$$

Die einzelnen Messungen $\mathbf{z}_i$, $i = 1{,}2$ werden als unabhängig und normalverteilt angenommen mit Dichtefunktionen:

$$p(\mathbf{z}_i) = \mathcal{N}(\mathbf{z}_i;\, \hat{\mathbf{z}}_i, \mathbf{S}_i) \tag{6.24}$$

$$= \frac{1}{(2\pi)^{\frac{m}{2}} |\mathbf{S}_i|^{\frac{1}{2}}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(\mathbf{z}_i - \hat{\mathbf{z}}_i)^{\mathrm{T}} \mathbf{S}_i^{-1} (\mathbf{z}_i - \hat{\mathbf{z}}_i)\right\} \tag{6.25}$$

$$= \prod_{j=1}^{m} \left\{ \frac{1}{\sqrt{2\pi}\,\sigma_{ij}} \exp\left[-\frac{(z_{ij} - \hat{z}_{ij})^2}{2\sigma_{ij}^2} \right] \right\}, \quad i = 1{,}2. \tag{6.26}$$

Dabei entspricht $\hat{\mathbf{z}}_i$ der prädizierten Messung des Objekts i und $\mathbf{S}_i$ der dazugehörigen Innovationskovarianz.

6.5.1. Wahrscheinlichkeitsdichte der verschmolzenen Messung

Obwohl die verschmolzene Messung $\mathbf{z}_0$ aus Gleichung 6.21 eigentlich nur unter der Bedingung einer Messverschmelzung existiert, ist es zur Herleitung von Gleichung 6.23 von Vorteil, davon auszugehen, dass diese auch eine unbedingte Wahrscheinlichkeitsdichte besitzt (vgl. [15, 63]). Nach der Regel von Bayes kann damit Gleichung 6.23 folgendermaßen geschrieben werden:

$$p(\mathbf{z}_0 \mid \mathcal{M}) = p(\mathbf{z}_0) \frac{P(\mathcal{M} \mid \mathbf{z}_0)}{P(\mathcal{M})}. \tag{6.27}$$

Die gesuchte Dichtefunktion kann also durch Herleitung der drei Terme $p(\mathbf{z}_0)$, $P(\mathcal{M} \mid \mathbf{z}_0)$ und $P(\mathcal{M})$ bestimmt werden.

Die unbedingte Wahrscheinlichkeitsdichte der verschmolzenen Messung lautet:

$$p(\mathbf{z}_0) = \mathcal{N}(\mathbf{z}_0;\, \hat{\mathbf{z}}_0, \mathbf{S}_0) = \prod_{j=1}^{m} \mathcal{N}\left(z_{0j};\, \hat{z}_{0j}, \sigma_{0j}^2\right) := p(z_{0j}), \quad j = 1, \ldots, m. \tag{6.28}$$

Die Werte für $\hat{z}_{0j}$ und σ_{0j}^2 ergeben sich aus der Summe zweier unabhängiger, gewichteter Zufallsvariablen nach Gleichung A.29:

$$\hat{z}_{0j} = \alpha \hat{z}_{1j} + (1 - \alpha)\hat{z}_{2j}, \tag{6.29}$$

$$\sigma_{0j}^2 = \alpha^2 \sigma_{1j}^2 + (1 - \alpha)^2 \sigma_{2j}^2. \tag{6.30}$$

Zur Herleitung der a-priori-Verschmelzungswahrscheinlichkeit $P(\mathcal{M})$ wird zunächst die Differenz der beiden Messungen z_1, z_2 definiert:

$$\mathbf{w} := \mathbf{z}_1 - \mathbf{z}_2. \tag{6.31}$$

Die entsprechende Dichtefunktion lautet:

$$p(\mathbf{w}) = \mathcal{N}(\mathbf{w};\, \hat{\mathbf{w}}, \mathbf{S}_w) = \prod_{j=1}^{m} \mathcal{N}\left(w_j;\, \hat{w}_j, \sigma_{w_j}^2\right), \quad j = 1, \ldots, m. \tag{6.32}$$

Die Werte für $\hat{w}_j$ und $\sigma^2_{w_j}$ ergeben sich aus der Summe zweier unabhängiger, einfach gewichteter Zufallsvariablen nach Gleichung A.29:

$$\hat{w}_j = \hat{z}_{1j} - \hat{z}_{2j}, \tag{6.33}$$

$$\sigma^2_{w_j} = \sigma^2_{1j} + \sigma^2_{2j}. \tag{6.34}$$

Durch die Annahme der Unabhängigkeit der einzelnen Sensorauflösungen (vgl. Abschnitt 6.3) ergibt sich die a-priori-Verschmelzungswahrscheinlichkeit durch Multiplikation der Verschmelzungswahrscheinlichkeiten jeder Messdimension zu:

$$P(\mathcal{M}) = \prod_{j=1}^{m} P_j(\mathcal{M}_j). \tag{6.35}$$

Dabei bezeichnet $\mathcal{M}_j$ das Ereignis, dass die Messung in der Dimension j nicht aufgelöst werden kann. Die Funktion $P_j(\mathcal{M}_j)$ wird in Abschnitt B.1 vollständig hergeleitet. Das Ergebnis lautet:

$$\begin{aligned} P_j(\mathcal{M}_j) =& \frac{\hat{w}_j + D_j}{2(D_j - C_j)} \left[-\operatorname{erf}\left(\frac{\hat{w}_j + C_j}{\sqrt{2}\,\sigma_{w_j}} \right) + \operatorname{erf}\left(\frac{\hat{w}_j + D_j}{\sqrt{2}\,\sigma_{w_j}} \right) \right] \\ &+ \frac{\sigma_{w_j}}{\sqrt{2\pi}\,(D_j - C_j)} \left[-e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{\hat{w}_j + C_j}{\sigma_{w_j}}\right)^2} + e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{\hat{w}_j + D_j}{\sigma_{w_j}}\right)^2} \right] \\ &+ \frac{1}{2} \left[-\operatorname{erf}\left(\frac{\hat{w}_j - C_j}{\sqrt{2}\,\sigma_{w_j}} \right) + \operatorname{erf}\left(\frac{\hat{w}_j + C_j}{\sqrt{2}\,\sigma_{w_j}} \right) \right] \\ &+ \frac{\hat{w}_j - D_j}{2(D_j - C_j)} \left[\operatorname{erf}\left(\frac{\hat{w}_j - D_j}{\sqrt{2}\,\sigma_{w_j}} \right) - \operatorname{erf}\left(\frac{\hat{w}_j - C_j}{\sqrt{2}\,\sigma_{w_j}} \right) \right] \\ &+ \frac{\sigma_{w_j}}{\sqrt{2\pi}\,(D_j - C_j)} \left[e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{\hat{w}_j - D_j}{\sigma_{w_j}}\right)^2} - e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{\hat{w}_j - C_j}{\sigma_{w_j}}\right)^2} \right]. \end{aligned} \tag{6.36}$$

Schließlich fehlt noch der Zähler des Bruchs aus Gleichung 6.27:

$$P(\mathcal{M} \mid \mathbf{z}_0) = \prod_{j=1}^{m} P(\mathcal{M}_j \mid \mathbf{z}_{0j}) := \prod_{j=1}^{m} q(z_{0j}). \tag{6.37}$$

Die vollständige Herleitung des Terms $q(z_{0j})$ ist in Abschnitt B.2 zu finden. Zusammen mit den in der dortigen Herleitung eingeführten Termen:

$$m_{w|z_0} = \hat{z}_1 - \hat{z}_2 + [\alpha \mathbf{S}_1 - (1-\alpha)\mathbf{S}_2]\, \mathbf{S}_0^{-1} (z_0 - \hat{z}_0) := \begin{bmatrix} \mu_1 & \dots & \mu_m \end{bmatrix}^{\mathrm{T}}, \tag{6.38}$$

$$\mathbf{S}^2_{w|z_0} = \mathbf{S}_1 \mathbf{S}_2 \mathbf{S}_0^{-1} := (\tau_j^2)\delta_{jk}, \quad j = 1, \dots, m, \quad k = 1, \dots, m, \tag{6.39}$$

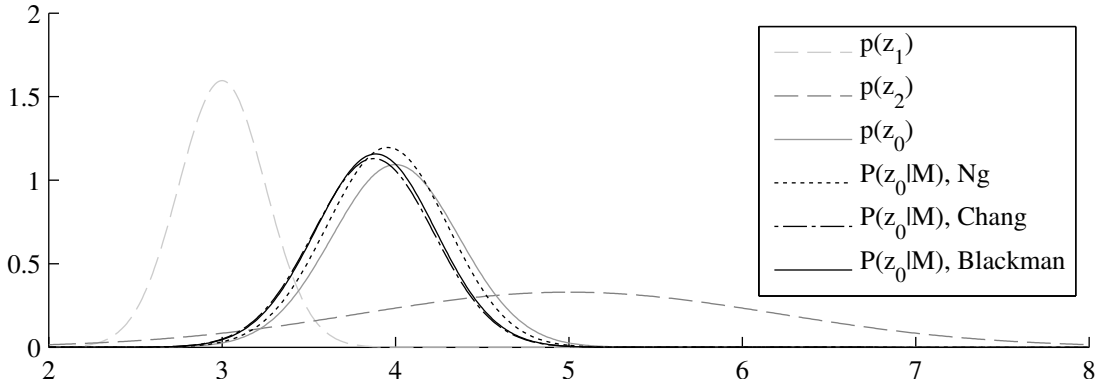


Abb. 6.9.: Dichtefunktionen der verschmolzenen Messung verschiedener Auflösungsmodelle für die Parameter $\hat{z}_1 = 3$, $\sigma_1 = 0{,}5$, $\hat{z}_2 = 5$, $\sigma_2 = 1{,}1$, $\alpha = 0{,}5$, $D_R = 3$, $C_R = 1$.

und

$$D_1 := \frac{\mu_j + D_j}{\sqrt{2}\tau_j}, \quad D_2 := \frac{\mu_j - D_j}{\sqrt{2}\tau_j}, \tag{6.40}$$

$$C_1 := \frac{\mu_j + C_j}{\sqrt{2}\tau_j}, \quad C_2 := \frac{\mu_j - C_j}{\sqrt{2}\tau_j}, \tag{6.41}$$

lautet das vollständige Ergebnis:

$$\begin{aligned} q(z_{0j}) =& \frac{\mu_j + D_j}{2(D_j - C_j)} \left[-\mathrm{erf}(C_1) + \mathrm{erf}(D_1)\right] + \frac{\tau_j}{\sqrt{2\pi}(D_j - C_j)} \left[-e^{-C_1^2} + e^{-D_1^2}\right] \\ &+ \frac{1}{2} \left[-\mathrm{erf}(C_2) + \mathrm{erf}(C_1)\right] \\ &+ \frac{\mu_j - D_j}{2(D_j - C_j)} \left[\mathrm{erf}(D_2) - \mathrm{erf}(C_2)\right] + \frac{\tau_j}{\sqrt{2\pi}(D_j - C_j)} \left[e^{-D_2^2} - e^{-C_2^2}\right]. \end{aligned} \tag{6.42}$$

6.5.2. Approximation als Normalverteilung

Abbildung 6.9 zeigt neben der in den vorigen Abschnitten hergeleiteten Dichtefunktion der verschmolzenen Messung auch die Dichtefunktionen der beiden Modelle von Ng und Chang. Diese Dichtefunktionen sind zwar nicht normalverteilt, ähneln jedoch der unbedingten Dichtefunktion $p(z_0)$ aus Gleichung 6.28. Da diese unbedingte Dichtefunktion normalverteilt ist, sind für die Modelle von Ng und Chang in [63] und [16] bereits erfolgreich Approximationen als Normalverteilung angegeben worden. Im Folgenden wird die in Gleichung 6.27 hergeleitete Wahrscheinlichkeitsdichte der verschmolzenen Messung ebenfalls als Normalverteilung approximiert. Durch die Approximation können der Erwartungswert und die dazugehörige (Ko-)Varianz mit dem Kalman-Filter in einer wahrscheinlichkeitsbasierten Datenassoziation verarbeitet werden. Die vollständige Herleitung wird im Abschnitt B.3 durchgeführt. An dieser Stelle wird nur das Ergebnis angegeben.

Der Erwartungswert berechnet sich für die Messdimension j zu:

$$\bar{z}_{0j} = \hat{z}_{0j} + \sigma_{0j}^2 \frac{k_j}{2(D_j - C_j)P_j} \left[-\operatorname{erf}\left(\frac{\hat{w}_j + C_j}{\sqrt{2}\sigma_{w_j}}\right) + \operatorname{erf}\left(\frac{\hat{w}_j + D_j}{\sqrt{2}\sigma_{w_j}}\right) + \operatorname{erf}\left(\frac{\hat{w}_j - D_j}{\sqrt{2}\sigma_{w_j}}\right) - \operatorname{erf}\left(\frac{\hat{w}_j - C_j}{\sqrt{2}\sigma_{w_j}}\right) \right] \tag{6.43}$$

mit k_j wie in Gleichung B.32 definiert.

Die approximierte Varianz der Messdimension j lautet:

$$\bar{\sigma}_{0j}^2 = \sigma_{0j}^2 \left(1 + \frac{k_j^2 \sigma_{0j}^2}{\sqrt{2\pi}\sigma_{w_j}(D_j - C_j)P_j} \left[-e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{\hat{w}_j + C_j}{\sigma_{w_j}}\right)^2} + e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{\hat{w}_j + D_j}{\sigma_{w_j}}\right)^2} + e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{\hat{w}_j - D_j}{\sigma_{w_j}}\right)^2} - e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{\hat{w}_j - C_j}{\sigma_{w_j}}\right)^2} \right] \right) - (\hat{z}_{0j} - \bar{z}_{0j})^2. \tag{6.44}$$

Da von der Unkorreliertheit der Messdimensionen ausgegangen wird, sind entsprechend alle Kovarianzen zu Null zu setzen.

Damit ergibt sich der Erwartungswertvektor und die dazugehörige Kovarianzmatrix einer verschmolzenen Messung der Dimension m zu:

$$\bar{\mathbf{z}} = \begin{bmatrix} \bar{z}_{01} & \dots & \bar{z}_{0m} \end{bmatrix}^{\mathrm{T}}, \tag{6.45}$$

$$\mathbf{R} = (\sigma_{0j}^2)\delta_{jk}, \quad j = 1, \dots, m, \quad k = 1, \dots, m. \tag{6.46}$$

Die gesuchte Wahrscheinlichkeitsdichte der verschmolzenen Messung wird also durch folgende Normalverteilung approximiert:

$$g(\mathbf{z}_0) \approx \mathcal{N}\left(\mathbf{z}_0;\, \bar{\mathbf{z}}, \mathbf{R}\right). \tag{6.47}$$

6.6. Wahrscheinlichkeitsbasierte Datenassoziation

Das im Unterabschnitt 3.3.3 vorgestellte JPDA-Verfahren geht in den Zuweisungshypothesen für jede Messung jeweils davon aus, dass diese entweder von einem Objekt stammt oder eine Störmessung ist. Um auch verschmolzene Messungen in den Hypothesen zu berücksichtigen, ist das Verfahren in [15] zum JPDAM-Verfahren („Joint Probabilistic Data Association with Possibly Merged Measurements“) erweitert worden. Das dort verwendete Auflösungsmodell entspricht dem linear abfallenden Auflösungsmodell aus Unterabschnitt 6.3.2. Durch Verwendung der im vorigen Abschnitt hergeleiteten Funktionen kann das angenommene Auflösungsmodell einfach durch das stückweise lineare Auflösungsmodell ersetzt werden. Im Folgenden werden das zugrundeliegende JPDAM-Verfahren und weitere eigene Erweiterungen vorgestellt.

6.6.1. Zuweisungshypothesen

Zur Berechnung der Zuweisungswahrscheinlichkeiten von Messungen zu Objekten, werden zunächst alle Zuweisungen aufgezählt. Eine aufgezählte Zuweisung wird als Zuweisungshypothese χ bezeichnet. Darin wird jeder der $j = 1,\ldots,M$ Messungen ein Objekt $i = 1,\ldots,N$ zugewiesen oder auf eine Zuweisung verzichtet ($i = 0$).

Eine Zuweisungshypothese kann äquivalent in Form einer Matrix der Größe $(N + 1) \times M$ mit den Elementen $\omega_{ij}(\chi)$, $i = 0,\ldots,N$, $j = 1,\ldots,M$ angegeben werden:

$$\omega_{ij}(\chi) := \begin{cases} 1 & \text{Messung } j \text{ wird dem Objekt } i \text{ zugewiesen,} \\ 0 & \text{sonst.} \end{cases} \tag{6.48}$$

Mit dieser Definition werden die folgenden Assoziationsindikatoren eingeführt:

$$\text{Beobachtungsindikator} \qquad \tau_j(\chi) := \sum_{i=1}^{N} \omega_{ij}(\chi), \quad j = 1,\ldots,M, \tag{6.49}$$

$$\text{Detektionsindikator} \qquad \delta_i(\chi) := \sum_{j=1}^{M} \omega_{ij}(\chi), \quad i = 1,\ldots,N, \tag{6.50}$$

$$\text{Auflösungsindikator} \qquad \rho(\chi) := \begin{cases} 1 & \text{falls } \max[\tau_j(\chi)] \leqslant 1, \quad j = 1,\ldots,M, \\ 0 & \text{sonst.} \end{cases} \tag{6.51}$$

Der Beobachtungsindikator gibt die Anzahl der Objekte an, die der Messung j in χ zugewiesen werden. Der Detektionsindikator gibt an, ob das Objekt i in χ detektiert wird. Der Auflösungsindikator $\rho(\chi)$ gibt an, ob es ein nicht-aufgelöstes Objekt in χ gibt.

Mit Hilfe der Assoziationsindikatoren wird die Menge der aufzählbaren Hypothesen eingeschränkt. Eine gültige JPDAM-Hypothese muss die folgenden Ungleichungen erfüllen:

$$\tau_j(\chi) \leqslant 2 \quad j = 1,\ldots,M, \tag{6.52}$$

$$\delta_i(\chi) \leqslant 1 \quad i = 1,\ldots,N. \tag{6.53}$$

Zusätzlich wird pro Zuweisungsereignis maximal eine nicht-aufgelöste Messung erlaubt.

Fordert man davon abweichend $\tau_j(\chi) \leqslant 1$ (Zuweisung einer Messung zu maximal einem Objekt), so ergeben sich genau die Hypothesen des JPDA-Verfahrens. Der Unterschied zum JPDAM-Verfahren besteht also darin, dass davon ausgegangen wird, dass es durch mangelnde Sensorauflösung eine Messung geben kann, die von zwei Objekten verursacht wird.

6.6.2. Suchbereichseinschränkung

In [15] wird vorgeschlagen, die Menge der aufzuzählenden Zuweisungshypothesen durch eine vorgeschaltete Suchbereichseinschränkung zu reduzieren. Dort wird jedoch von einer normalen Suchbereichseinschränkung ausgegangen (vgl. Unterabschnitt 3.3.1). In [45] wird zur Aufzählung der Zuordnungshypothesen bei Auflösungsbeschränkungen ein „individuelles Gating“ vorgeschlagen, welches jedoch nicht präzisiert wird.

Da die angenommene Messgenauigkeit des Sensors nur für aufgelöste Messungen gilt (vgl. Abschnitt 6.1), wird der Suchbereich eines Standardverfahrens für verschmolzene Mes-

sungen zu klein angenommen. Die Position einer verschmolzenen Messung unterscheidet sich nach dem Modell aus Gleichung 6.21 von der Position einer aufgelösten Messung, so dass dies zusätzlich zu beachten ist. Im Folgenden wird ein Verfahren zur Suchbereichseinschränkung für verschmolzene Messungen vorgestellt.

Zunächst wird eine Schätzung der aktuellen Position der verschmolzenen Messung benötigt. Diese kann als Messwertprädiktion aus der Kombination zweier beliebiger Objektschätzungen x_{i_1}, x_{i_2} nach den Gleichungen 6.45 und 6.46 berechnet werden. Bezeichnet man deren Erwartungswert mit $\bar{\mathbf{z}}_{i_1 i_2}$ und deren Kovarianz mit $\mathbf{R}_{i_1 i_2}$, so lässt sich daraus zusammen mit einer gegebenen Messung $\mathbf{z}_j$ das Messresiduum $\boldsymbol{\gamma}_{i_1 i_2 j}$ und dessen Kovarianz $\mathbf{S}_{i_1 i_2 j}$ berechnen:

$$\boldsymbol{\gamma}_{i_1 i_2 j} = \mathbf{z}_j - \bar{\mathbf{z}}_{i_1 i_2}, \tag{6.54}$$

$$\mathbf{S}_{i_1 i_2 j} = \mathbf{R}_{i_1 i_2} + \mathbf{R}_j. \tag{6.55}$$

Aus den obigen Werten lässt sich dann die Mahalanobis-Distanz wie in Gleichung 3.42 berechnen:

$$d_{\mathrm{MH}}(x_{i_1}, x_{i_2}, z_j) = \sqrt{\boldsymbol{\gamma}_{i_1 i_2 j}^{\mathrm{T}} \mathbf{S}_{i_1 i_2 j}^{-1} \boldsymbol{\gamma}_{i_1 i_2 j}}. \tag{6.56}$$

Analog zu Unterabschnitt 3.3.1 lässt sich dann ein Wert α bestimmen, so dass die verschmolzene Messung z_j der beiden Objekte x_{i_1}, x_{i_2} mit der Wahrscheinlichkeit P_G im Suchbereich liegt. Somit lautet die gesuchte Bedingung für den Gating-Test:

$$d_{\mathrm{MH}}(x_{i_1}, x_{i_2}, z_j)^2 < \alpha. \tag{6.57}$$

Mit diesem Gating-Test lässt sich eine dreidimensionale Assoziationsmatrix $\mathcal{G}_{\mathcal{M}}$ der Größe $n \times n \times m$ definieren:

$$\mathcal{G}_{\mathcal{M}}(i_1, i_2, j) := \begin{cases} 1, & \text{falls } d_{\mathrm{MH}}(x_{i_1}, x_{i_2}, z_j)^2 < \alpha, \\ 0, & \text{sonst.} \end{cases} \tag{6.58}$$

Da die folgende Gleichheit gilt:

$$d_{\mathrm{MH}}(x_{i_1}, x_{i_2}, z_j) = d_{\mathrm{MH}}(x_{i_2}, x_{i_1}, z_j), \tag{6.59}$$

reicht es, nur die Kombinationen $i_1 = 1 \ldots N-1$, $i_2 = i_1 + 1 \ldots N$ und $j = 1 \ldots M$ zu berechnen. Insgesamt werden also $(N-1)! \times M$ Berechnungen durchgeführt.

Unter Beachtung der Assoziationsmatrix $\mathcal{G}$ des Standardverfahrens lassen sich alle Zuweisungshypothesen aufzählen, in denen eine Messung z_j mit einer Gating-Wahrscheinlichkeit von P_G im Suchbereich einer nicht verschmolzenen Messung liegt. Genauso lassen sich unter Beachtung der Assoziationsmatrix $\mathcal{G}_{\mathcal{M}}$ die Zuweisungshypothesen aufzählen, in denen eine Messung mit einer Gating-Wahrscheinlichkeit von P_G im Suchbereich einer verschmolzenen Messung liegt. Mit der beschriebenen Erweiterung kann auch bei der Objektverfolgung mit auflösungsbeschränkten Sensoren eine Suchbereichseinschränkung durchgeführt werden.

6.6.3. Zuordnungswahrscheinlichkeiten

Zur Berechnung der Zuordnungswahrscheinlichkeiten müssen alle Assoziationshypothesen aufgezählt und deren jeweilige Ereigniswahrscheinlichkeiten berechnet werden. Die Ereigniswahrscheinlichkeit ergibt sich mit Hilfe der Regel von Bayes:

$$P\left\{\chi|Z_{1:k}\right\} = \frac{1}{c} p\left[Z_k|\chi,Z_{1:k-1}\right] P\left\{\chi|Z_{1:k-1}\right\}. \tag{6.60}$$

Dabei ist c eine Normalisierungskonstante, die durch Summation der Wahrscheinlichkeiten über alle Ereignisse gewonnen wird.

Unter der Annahme, dass im aktuellen Zeitschritt M gültige Messungen vorliegen, ergibt sich der erste Term auf der rechten Seite von Gleichung 6.60 durch Produktbildung aller Messwahrscheinlichkeiten:

$$p\left[Z_k|\chi,Z_{1:k-1}\right] = \prod_{j=1}^{M} p\left[z_j|\chi,Z_{1:k-1}\right]. \tag{6.61}$$

Je nach Art der Zuweisung in Hypothese χ ergeben sich die einzelnen Messwahrscheinlichkeiten zu:

$$p(z_j|\chi,Z_{1:k-1}) = \begin{cases} g_{i_1 i_2}(z_j), & \text{falls } \tau_j(\chi) = 2, \\ f_i(z_j), & \text{falls } \tau_j(\chi) = 1, \\ V^{-1}, & \text{falls } \tau_j(\chi) = 0. \end{cases} \tag{6.62}$$

Dabei entspricht $g_{i_1 i_2}(\cdot)$ der in Gleichung 6.23 definierten und in Gleichung 6.47 als Normalverteilung approximierten Wahrscheinlichkeitsdichte einer verschmolzenen Messung zweier Objektschätzungen x_{i_1}, x_{i_2}. Die Funktion $f_i(\cdot)$ entspricht der Dichtefunktion einer aufgelösten Messung der Objektschätzung x_i. Es wird angenommen, dass die Wahrscheinlichkeiten von Störmessungen unabhängig sind. Sie werden im Volumen des erfassten Bereichs V als gleichverteilt angenommen.

Der zweite Term auf der rechten Seite in Gleichung 6.60 ist die a-priori-Wahrscheinlichkeit der Hypothese χ. Sie hängt ab von der Anzahl der detektierten Messungen M und der Anzahl der Fehlmessungen $\Phi(\chi)$ der Hypothese. Mit der Schreibweise der Prädikatabbildung aus Gleichung A.39 ergibt sich diese zu:

$$\Phi(\chi) = \sum_{j=1}^{M} [\tau_j(\chi) = 0]. \tag{6.63}$$

Die Anzahl der Hypothesen, in denen dieselben Objekte detektiert werden, lässt sich aus diesen beiden Werten als Anzahl der Permutation mit Wiederholung nach Gleichung A.42 berechnen:

$$\frac{M!}{\Phi(\chi)!}. \tag{6.64}$$

Bezeichnet P_D die Detektionswahrscheinlichkeit eines Objekts und P_U die a-priori-Verschmelzungswahrscheinlichkeit nach Gleichung 6.35, dann wird die a-priori-Wahrscheinlichkeit des Ereignisses χ nach [15] angeben als:

$$P\{\chi|Z_{1:k-1}\} = \frac{1}{M!/\Phi(\chi)!}\prod_{i=1}^{2}\left[P_D^{\delta_i(\chi)}(1-P_D)^{1-\delta_i(\chi)}\right]\left[(1-P_U)^{\rho(\chi)}P_U^{1-\rho(\chi)}\right]\frac{e^{-\lambda V}(\lambda V)^{\Phi(\chi)}}{\Phi(\chi)!}. \quad (6.65)$$

Dabei wird die Anzahl der Fehlmessungen $\Phi(\chi)$ als Poisson-verteilt (s. Gleichung A.11) mit dem Parameter λV, der mit dem Beobachtungsbereich V multiplizierten Dichte der Fehlmessungen λ modelliert.

Diese a-priori-Ereigniswahrscheinlichkeit lässt sich so noch nicht zur Wahrscheinlichkeitsberechnung aller möglichen Assoziationsereignisse nutzen, da bei der Herleitung in [15] von maximal zwei zu verfolgenden Objekten $i = 1{,}2$ ausgegangen wurde. Im Folgenden wird die Berechnung auf N Objekte erweitert. Dabei wird weiterhin von maximal einer möglichen Objektverschmelzung pro Zuweisungshypothese ausgegangen.

Zunächst wird die Verschmelzungswahrscheinlichkeit explizit für zwei vorliegende Objekte definiert. Gebe $P_{U_{i_1 i_2}}$ die a-priori-Verschmelzungswahrscheinlichkeit zweier Objekte x_{i_1}, x_{i_2} nach Gleichung 6.35 an:

$$P_{U_{i_1 i_2}} := P(\mathcal{M}, i_1, i_2), \quad i_1 = 1,\ldots,N-1, \quad i_2 = i_1+1,\ldots,N. \quad (6.66)$$

Die a-priori-Wahrscheinlichkeit einer Auflösung der beiden Objekte ist einfach die inverse a-priori-Verschmelzungswahrscheinlichkeit:

$$P_{R_{i_1,i_2}} := 1 - P_{U_{i_1 i_2}}. \quad (6.67)$$

Damit lässt sich die a-priori-Wahrscheinlichkeit einer Hypothese für insgesamt N aufgelöste Objekte bei einer Verschmelzung der Objekte x_{i_1}, x_{i_2} folgendermaßen angeben:

$$P_{U_{i_1 i_2}}\prod_{\substack{q=1\\ q\neq i_1}}^{N-1}\prod_{\substack{r=q+1\\ r\neq i_2}}^{N} P_{R_{qr}} = \frac{P_{U_{i_1 i_2}}}{P_{R_{i_1 i_2}}}\prod_{q=1}^{N-1}\prod_{r=q+1}^{N} P_{R_{qr}}. \quad (6.68)$$

Falls in der Hypothese von der Auflösung aller Objekte ausgegangen wird, vereinfacht sich die obige Wahrscheinlichkeit zu:

$$\prod_{q=1}^{N-1}\prod_{r=q+1}^{N} P_{R_{qr}}. \quad (6.69)$$

Da das Doppelprodukt aus Gleichung 6.68 (rechte Seite) und Gleichung 6.69 bei der Berechnung aller Ereigniswahrscheinlichkeiten vorkommt, kann es entsprechend gekürzt werden. Somit bleibt nur der Faktor

$$\frac{P_{U_{i_1 i_2}}}{P_{R_{i_1 i_2}}} \quad (6.70)$$

im Falle einer Objektverschmelzung übrig. Damit ergibt sich insgesamt die neue a-priori-Wahrscheinlichkeit des Ereignisses χ zu:

$$P\left\{\chi|Z_{1:k-1}\right\} = \frac{1}{M!/\Phi(\chi)!}\prod_{i=1}^{N}\left[P_D^{\delta_i(\chi)}(1-P_D)^{1-\delta_i(\chi)}\right]\left[\left(\frac{P_{U_{i_1i_2}}}{P_{R_{i_1i_2}}}\right)^{1-\rho(\chi)}\right]\frac{e^{-\lambda V}(\lambda V)^{\Phi(\chi)}}{\Phi(\chi)!}. \quad (6.71)$$

Diese a-priori-Wahrscheinlichkeit ist für eine beliebige Anzahl an Objekten gültig. Eingesetzt in Gleichung 6.60 kann damit die gesuchte Hypothesenwahrscheinlichkeit berechnet werden.

6.6.4. Filtergleichungen

Die Menge aller aufzählbaren Zuweisungshypothesen wird im Folgenden mit M_χ bezeichnet. Aus dieser Menge kann die Wahrscheinlichkeit, dass die Messung z_j von einem aufgelösten Objekt x_i stammt, folgendermaßen berechnet werden:

$$\beta_{ij} := \sum_{\chi\in M_\chi} P\left\{\chi|Z_{1:k}\right\}[\omega_{ij}(\chi)=1][\tau_j(\chi)=1], \quad i=1,\ldots,N, \quad j=1,\ldots,M. \quad (6.72)$$

Die Wahrscheinlichkeit, dass keine der Messungen korrekt ist, ergibt sich zu:

$$\beta_{i0} := \sum_{\chi\in M_\chi} P\left\{\chi|Z_{1:k}\right\}[\delta_i(\chi)=0], \quad i=1,\ldots,N. \quad (6.73)$$

Die Wahrscheinlichkeit, dass die Messung z_j durch eine Verschmelzung der beiden Objekte x_{i_1}, x_{i_2} entstanden ist, lässt sich folgendermaßen berechnen:

$$\beta_{i_1i_2j} := \sum_{\chi\in M_\chi} P\left\{\chi|Z_{1:k}\right\}[\omega_{i_1j}(\chi_l)=1][\omega_{i_2j}(\chi_l)=1][\tau_j(\chi_l)=2],$$
$$i_1=1,\ldots,N, \quad i_2=1,\ldots,N, \quad i_1\neq i_2, \quad j=1,\ldots,M. \quad (6.74)$$

Darin werden genau die Hypothesenwahrscheinlichkeiten aufsummiert, in denen die Messung z_j sowohl dem Objekt x_{i_1} als auch dem Objekt x_{i_2} zugewiesen wird.

Mit den so bestimmten Zuweisungswahrscheinlichkeiten lässt sich nun die entsprechende Filteraktualisierung eines Kalman-Filters angeben. Dabei wird davon ausgegangen, dass die stochastischen Annahmen des Kalman-Filters bezüglich der beteiligten Zufallsvariablen erfüllt sind. Es werden nur die Gleichungen für ein lineares Kalman-Filter angegeben. Die Gleichungen lassen sich jedoch einfach auf den Fall eines erweiterten Kalman-Filters übertragen.

Zunächst müssen die Innovationshypothesen für aufgelöste und nicht-aufgelöste Messungen bestimmt werden. Für aufgelöste Messungen z_j und Objekte x_i ergibt sich analog zu Gleichung 3.22:

$$\mathbf{x}_{ij} = \hat{\mathbf{x}}_{i,k-} + \mathbf{K}_{ij}\boldsymbol{\gamma}_{ij} \quad (6.75)$$

mit:

$$\boldsymbol{\gamma}_{ij} = \mathbf{z}_{j,k} - \hat{\mathbf{z}}_{i,k-}, \tag{6.76}$$

$$\mathbf{S}_{ij} = \mathbf{R}_{i,k-} + \mathbf{R}_{j,k}, \tag{6.77}$$

$$\mathbf{K}_{ij} = \mathbf{P}_{i,k}\mathbf{H}^{\mathrm{T}}\mathbf{S}_{ij}^{-1}. \tag{6.78}$$

In den Fällen, in denen keine Messung zugewiesen wird, soll der bisherigen Schätzung vertraut werden. Dafür wird definiert:

$$\mathbf{K}_{i0} := 0, \quad \boldsymbol{\gamma}_{i0} := 0. \tag{6.79}$$

Die dazugehörige Schätzfehlermatrix lautet:

$$\mathbf{P}_{ij} = \left[I - \mathbf{K}_{ij}\mathbf{H}\right]\mathbf{P}_{k-}. \tag{6.80}$$

Für verschmolzene Messungen werden in [15] die folgenden Innovationshypothesen berechnet:

$$\bar{\mathbf{x}}_{i_1 i_2 j} = \hat{\mathbf{x}}_{i,k-} + \bar{\mathbf{K}}_{i_1 i_2 j}\bar{\boldsymbol{\gamma}}_{i_1 i_2 j}, \tag{6.81}$$

mit:

$$\bar{\boldsymbol{\gamma}}_{i_1 i_2 j} = \mathbf{z}_{j,k} - \bar{\mathbf{z}}_{i_1 i_2,k-}, \tag{6.82}$$

$$\bar{\mathbf{S}}_{i_1 i_2 j} = \mathbf{R}_{i_1 i_2,k-} + \mathbf{R}_{j,k}, \tag{6.83}$$

$$\bar{\mathbf{K}}_{i_1 i_2 j} = \left(\frac{s_i}{s_{i_1} + s_{i_2}}\right)\mathbf{P}_{k-}\mathbf{H}^{\mathrm{T}}\mathbf{S}_{i_1 i_2 j}^{-1}. \tag{6.84}$$

Dabei entsprechen s_{i_1} und s_{i_2} den Signalstärken der beiden Objekte. Die Signalstärke s_i entspricht der des zu aktualisierenden Objekts, so dass sich die Innovationshypothese jeweils im Verhältnis der Signalstärken auf die beiden beteiligten Objekte aufteilt. Die Terme $\bar{\mathbf{z}}_{i_1 i_2,k-}$ und $\bar{\mathbf{R}}_{i_1 i_2,k-}$ werden berechnet, wie in den Gleichungen 6.45 und 6.46 angegeben. Die dazugehörige Schätzfehlermatrix lautet nach [15]:

$$\mathbf{P}_{i_1 i_2 j} = \left[I - \left(\frac{s_i}{s_{i_1} + s_{i_2}}\right)\bar{\mathbf{K}}_{i_1 i_2 j}\mathbf{H}\right]\mathbf{P}_{k-}. \tag{6.85}$$

Damit ergibt sich die Zustandsaktualisierung für ein Objekt i durch Gewichtung der Innovationshypothesen für aufgelöste und verschmolzene Messungen mit ihren jeweiligen Wahrscheinlichkeiten:

$$\hat{\mathbf{x}}_{i,k} = E\left[\mathbf{x}_{i,k} \mid Z_{1:k}\right] = \sum_{j=0}^{M}\beta_{ij}\mathbf{x}_{ij} + \sum_{l=1}^{N}\sum_{j=1}^{M}\beta_{ilj}\bar{\mathbf{x}}_{ilj}[l \neq i]. \tag{6.86}$$

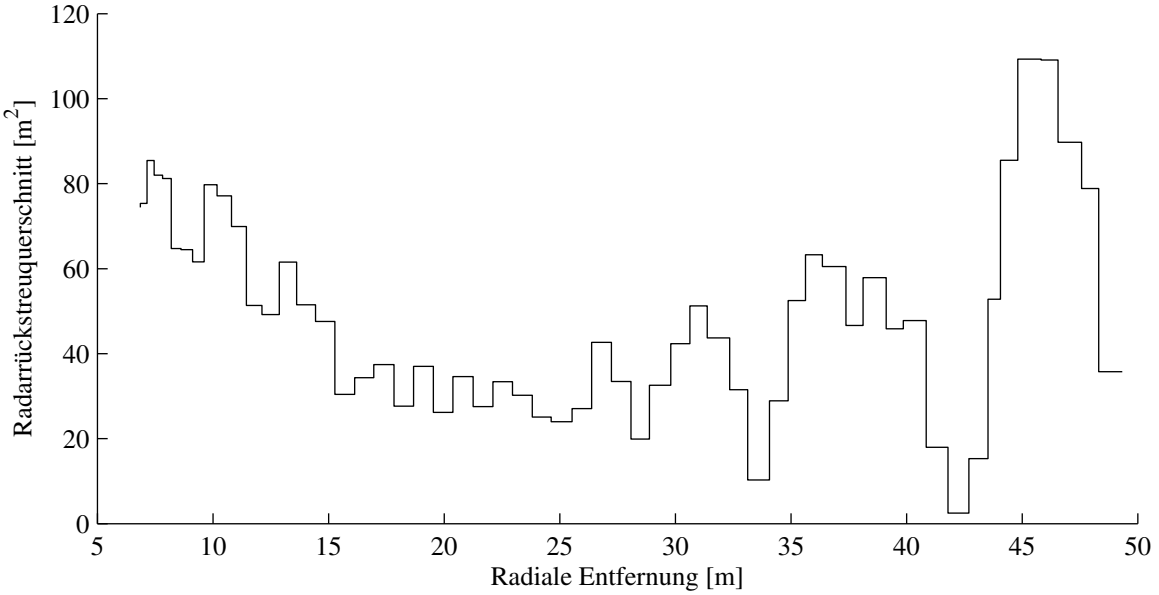


Abb. 6.10.: Messdaten der Nahbereichsabtastung des Fernbereichsradarsensors: Radarrückstreuquerschnitt eines Cornerreflektors mit 100 m^2 (entspricht in etwa einem PKW) in Abhängigkeit zur radialen Entfernung.

Schließlich ergibt sich für die Schätzfehleraktualisierung des Objekts x_i:

$$\begin{aligned}\mathbf{P}_{i,k} =& E\left[(\mathbf{x}_{i,k} - \hat{\mathbf{x}}_{i,k})(\mathbf{x}_{i,k} - \hat{\mathbf{x}}_{i,k})^{\mathrm{T}} \mid Z_{1:k}\right] \\ =& \sum_{j=0}^{M} \beta_{ij}\mathbf{P}_{ij} + \sum_{j=0}^{M} \beta_{ij}(\mathbf{x}_{ij}\mathbf{x}_{ij}^{\mathrm{T}} - \hat{\mathbf{x}}_{i,k}\hat{\mathbf{x}}_{i,k}^{\mathrm{T}}) \\ &+ \sum_{l=1}^{N}\sum_{j=1}^{M} \beta_{ilj}\mathbf{P}_{ilj}[l \neq i] + \sum_{l=1}^{N}\sum_{j=1}^{M} \beta_{ilj}(\bar{\mathbf{x}}_{ilj}\bar{\mathbf{x}}_{ilj}^{\mathrm{T}} - \hat{\mathbf{x}}_{i,k}\hat{\mathbf{x}}_{i,k}^{\mathrm{T}})[l \neq i].\end{aligned} \tag{6.87}$$

In den obigen Aktualisierungsformeln und auch in der Modellierung der Verschmelzungswahrscheinlichkeiten wird die Signalstärke eines Objekts als bekannt angenommen. Es ist einleuchtend, dass die Signalstärke der Messungen Einfluss auf die Position der verschmolzenen Messung hat. Es ist jedoch fraglich, ob die Signalstärken im Automobilbereich mit der benötigten Genauigkeit gemessen werden können. Daher wird die Signalstärke eines Normziels mit einer Radar Cross Section (RCS) von 100 m^2 in einer Entfernung von 7,5 m bis 50 m mit dem Radarsensor aus Unterabschnitt 4.2.2 vermessen. Die Abbildung 6.10 zeigt die gemessene Signalstärke in Abhängigkeit zur Entfernung des Objekts. Die Werte schwanken in Abhängigkeit zur Entfernung stark. Der Grund hierfür ist u. a. die Mehrwegeausbreitung von Radarwellen. Jedes erhabene Objekt reflektiert die vom Radarsensor abgestrahlte Energie mehrfach. Die erste Reflexion entsteht durch die direkte Verbindungslinie zwischen Sensor und Objekt. Eine weitere Reflexion ergibt sich durch die indirekte Reflexion vom Sensor, über die Straße, zum Objekt und zurück zum Sensor. Zusätzlich können noch weitere Reflexionen auftreten. Durch den minimalen Laufzeitunterschied des Signals auf diesen unterschiedlichen Strecken entstehen Interferenzen, welche dazu führen, dass die vom

Radarsensor empfangene Energie teils verstärkt und teils abgeschwächt wird [22]. Außerdem ist die gemessene Signalstärke auch stark abhängig vom Objektwinkel [88, S. 123 ff.]. Da weder der Objektwinkel noch die Höhe des Objekts mit den verwendeten Radarsensoren gemessen werden können, kann der Verlauf der Signalstärke nicht vorhergesagt werden.

Da die Signalstärken zu stark schwanken, um als Grundlage für den Gewichtungsfaktor α zu dienen, wird im Folgenden bei der Objektverschmelzung von einem Signalstärkenverhältnis von

$$\alpha = \frac{s_{i_1}}{s_{i_1} + s_{i_2}} = 0{,}5 \tag{6.88}$$

ausgegangen. Die obigen Formeln zur Filterinnovation vereinfachen sich entsprechend. Für Sensortypen mit korrekter Messung der Signalstärke sollten die Signalstärken jedoch verwendet werden, um entsprechend bessere Ergebnisse erzielen zu können.

6.6.5. Bildung von Zuordnungsgruppen

Selbst durch Erweiterung der Zuweisungswahrscheinlichkeitsberechnung von nur zwei Objekten auf beliebig viele Objekte im Unterabschnitt 6.6.3 bleibt die Beschränkung bestehen, dass maximal eine verschmolzene Messung pro Hypothese erlaubt ist. Verschmelzen tatsächlich mehrere Objekte im Umfeld des Sensors, so wird der Algorithmus die Wahrscheinlichkeit der Objektverschmelzungen unterschätzen. Um dies zu vermeiden, wird im Folgenden ein Verfahren vorgestellt, welches die zu assoziierenden Messungen und Objekte in sogenannte Zuordnungsgruppen aufteilt.

Die gemeinsame Berechnung der Assoziationswahrscheinlichkeiten muss nur für diejenigen Objekte durchgeführt werden, welchen durch die Suchbereichseinschränkung eine gemeinsame Teilmenge von Messungen zugeordnet wird. Eine solche Menge an Messungen und Objekten wird als Zuordnungsgruppe C bezeichnet:

$$C := \{Z_C, X_C\}. \tag{6.89}$$

Dabei ist Z_C eine Untermenge des aktuellen Messdatensatzes Z und X_C eine Untermenge der verfolgten Objekte X. Für zwei beliebige Zuordnungsgruppen C_q, C_r muss gelten, dass diese disjunkt sind:

$$C_q \cap C_r \stackrel{!}{=} \emptyset. \tag{6.90}$$

In [20] ist die Bildung solcher Zuordnungsgruppen für das JPDA-Verfahren vorgestellt worden. Die Zuordnungsgruppen werden dort auf Basis der Suchbereichsmatrix $\mathcal{G}$ bestimmt (vgl. Unterabschnitt 3.3.3). Anschließend wird die Datenassoziation für die jeweils gefundenen Zuordnungsgruppen sequentiell durchgeführt. Die sequentielle Durchführung der Datenassoziation ergibt exakt dasselbe Ergebnis wie die parallele Durchführung, da sich die disjunkten Zuordnungsgruppen und deren Zuweisungswahrscheinlichkeiten gegenseitig nicht beeinflussen. Eine mögliche Umsetzung dieses Algorithmus zeigt Alg. 6.1.

Im Folgenden wird nun der Zuordnungsgruppenalgorithmus auf die Datenassoziation mit verschmolzenen Messungen erweitert. Hierzu wird die Suchbereichsmatrix für verschmolzene Messungen $\mathcal{G}_\mathcal{M}$ aus Unterabschnitt 6.6.2 benötigt. Zusammen mit der normalen Such-

```
1:  function ZuordnungsgruppenAssoziation(X, Z, G)
2:      A(i,j) = 1 ← {i,j|G(i,j) == 1} → Matrix aller Zusammengehörigkeiten
3:      Z_Σ = ∅ → Menge der bereits verarbeiteten Messungen
4:      X_Σ = ∅ → Menge der bereits verarbeiteten Objekte
5:      while X ≠ ∅ do
6:          X_C = ∅ → Erstelle eine neue Objektgruppe
7:          Z_C = ∅ → Erstelle eine neue Messgruppe
8:          X_temp = {first(X)} → Erzeuge eine temporäre Objektgruppe
9:          while X_temp ≠ ∅ do
10:             x_i = pop(X_temp) → Lese erstes Element der temporären Objektgruppe
11:             X = X \ {x_i} → Lösche Objekt x_i aus der originalen Objektmenge
12:             X_C = X_C ∪ {x_i} → Füge Objekt x_i der neuen Objektgruppe hinzu
13:             X_Σ = X_Σ ∪ {x_i} → Füge Objekt x_i den betrachteten Objekten hinzu
14:             Z_temp = {z_j|A(i,j) == 1 ∧ z_j ∉ Z_Σ}
15:             → Erzeuge temporäre Messgruppe mit allen zu Objekt x_i assoziierten Messungen z_j
16:             while Z_temp ≠ ∅ do
17:                 z_j = pop(Z_temp) → Lese erstes Element der temporären Messgruppe
18:                 Z_C = Z_C ∪ {z_j} → Füge Messung z_j der Messgruppe hinzu
19:                 Z_Σ = Z_Σ ∪ {z_j} → Füge Messung z_j der Menge verarbeiteter Messungen zu
20:                 X_temp = X_temp ∪ {x_i|Ω_G(i,j) == 1 ∧ x_i ∉ X_Σ}
21:                 → Füge temporärer Objektgruppe alle Objekte mit Assoziation zu Messung z_j zu
22:             end while
23:         end while
24:         Assoziation(X_C, Z_C, G)
25:     end while
26: end function
```

Algorithmus 6.1.: Zuordnungsgruppenbildung mit sequentieller Datenassoziation. Die Funktionsparameter sind die Gesamtmenge an Objekten X, die Gesamtmenge an Messungen Z und die Suchbereichsmatrix $\mathcal{G}$. Der Algorithmus zerlegt die Gesamtmengen X, Z in Teilmengen X_C und Z_C und führt die Datenassoziation für diese sequentiell durch.

bereichsmatrix $\mathcal{G}$ wird eine Zusammengehörigkeitsmatrix $A(i,j)$, $i = 1,\ldots,N$, $j = 1,\ldots,M$ definiert:

$$A(i,j) := \begin{cases} 1, & \text{falls } [\mathcal{G}(i,j) = 1] \vee \exists l\,[\mathcal{G}_{\mathcal{M}}(i,l,j) = 1]\,, \\ 0, & \text{sonst.} \end{cases} \tag{6.91}$$

Die zweidimensionale Matrix gibt also Auskunft darüber, ob ein Objekt mit einer Messung entweder in $\mathcal{G}$ oder in $\mathcal{G}_{\mathcal{M}}$ in Verbindung steht. Dies ist notwendig, da die Suchbereichsmatrix $\mathcal{G}_{\mathcal{M}}$ Zuweisungen von Messungen zu Objekten beinhalten kann, die in $\mathcal{G}$ nicht enthalten sind (und umgekehrt). Damit kann der Zuordnungsgruppenalgorithmus so modifiziert werden, dass er auch die verschmolzenen Messungen betrachtet. Eine mögliche Umsetzung ist in Alg. 6.2 dargestellt. Die Auslassung in der zweiten While-Schleife zeigt an, dass dieser Teil unverändert aus Alg. 6.1 übernommen wird. Durch die Zerlegung in Zuordnungsgruppen reduziert sich die Menge an Objekten und Messungen pro Gruppe. Es wird angenommen, dass

```
1: function ZuordnungsgruppenAssoziation(X, Z, G, G_M)
2:     A(i,j) = 0 ← {i,j} → Initialisiere die Zusammengehörigkeitsmatrix
3:     A(i,j) = 1 ← {i,j|G(i,j) == 1}
4:     A(i1,j) = 1 ← {i1,i2,j|G_M(i1,i2,j) == 1}
5:     A(i2,j) = 1 ← {i1,i2,j|G_M(i1,i2,j) == 1}
6:     Z_Σ = ∅ → Menge der bereits verarbeiteten Messungen
7:     X_Σ = ∅ → Menge der bereits verarbeiteten Objekte
8:     while X ≠ ∅ do
9:         X_C = ∅ → Erstelle eine neue Objektgruppe
10:        Z_C = ∅ → Erstelle eine neue Messgruppe
11:        X_temp = {first(X)} → Erzeuge eine temporäre Objektgruppe
12:        while X_temp ≠ ∅ do
13:            ...
14:        end while
15:        Assoziation(X_C, Z_C, G, G_M)
16:    end while
17: end function
```

Algorithmus 6.2.: Zuordnungsgruppenbildung mit sequentieller Datenassoziation unter Einbeziehung verschmolzener Messungen. Die Funktionsparameter sind die Gesamtmenge an Objekten X, die Gesamtmenge an Messungen Z, die normale Suchbereichsmatrix $\mathcal{G}$ und die Suchbereichsmatrix für verschmolzene Messungen $\mathcal{G}_\mathcal{M}$. Der Algorithmus zerlegt die Gesamtmengen X, Z in Teilmengen X_C und Z_C und führt die Datenassoziation für diese sequentiell durch.

$\mathcal{G}$	x_1	x_2	x_3
z_1	1	0	0
z_2	0	1	0
z_3	0	0	0

Tab. 6.3.: Suchbereichsmatrix für normale Messungen.

$\mathcal{G}_\mathcal{M}$	$x_1 \wedge x_2$	$x_1 \wedge x_3$	$x_2 \wedge x_3$
z_1	0	0	0
z_2	0	0	0
z_3	0	0	1

Tab. 6.4.: Suchbereichsmatrix für verschmolzene Messungen.

dadurch die Wahrscheinlichkeit einer Verschmelzung von mehr als einem Objekt in einer Zuordnungsgruppe vernachlässigbar gering ist und nicht gesondert modelliert werden muss.

Im Folgenden werden zwei Beispiele angegeben, um die Zuordnungsgruppenbildung des JPDA-Algorithmus und des JPDAM-Algorithmus zu veranschaulichen. In beiden Fällen wird zunächst von der in Abbildung 6.11 dargestellten Situation ausgegangen. Die Objekte X sind durch Kreise, die Messungen Z durch Quadrate dargestellt. Zusätzlich sind jeweils deren Schätz- bzw. Messunsicherheiten aufgetragen.

Für beide Verfahren wird zunächst die (jeweils gleiche) normale Suchbereichsmatrix $\mathcal{G}$ berechnet. Das Ergebnis stellt Tabelle 6.3 dar. Für das JPDAM-Verfahren wird zusätzlich noch die Suchbereichsmatrix für verschmolzene Messungen $\mathcal{G}_\mathcal{M}$ berechnet. Diese ist in Tabelle 6.4 zu sehen. Laut Matrix $\mathcal{G}$ liegt Messung 3 in keinem Suchbereich eines normalen Objekts. In Matrix $\mathcal{G}_\mathcal{M}$ fällt diese Messung jedoch in den Suchbereich der beiden verschmolzenen Objekte 2 und 3. Hieraus ergeben sich die Unterschiede in den beiden Verfahren.

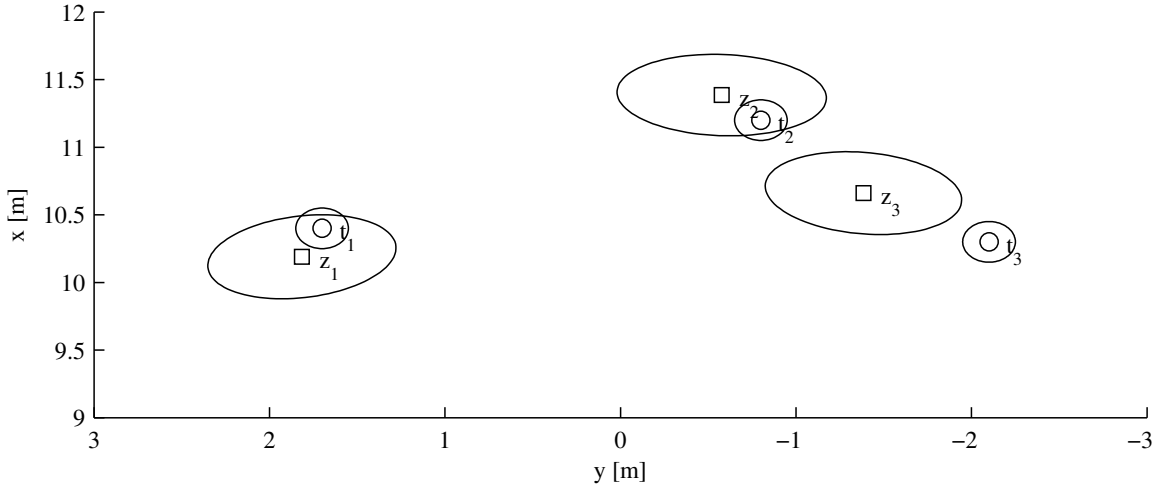
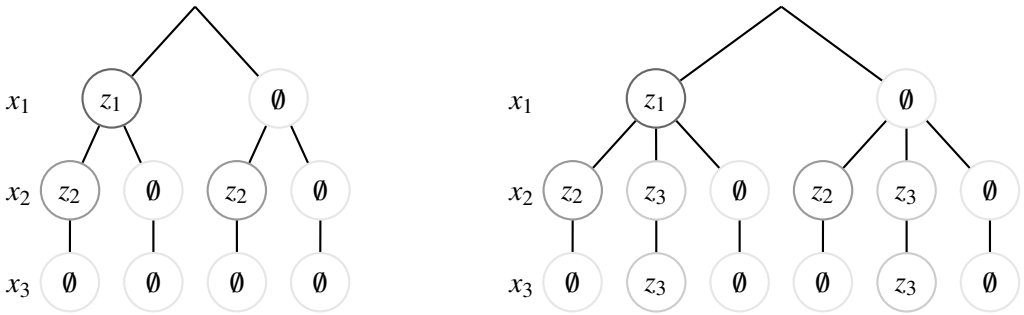


Abb. 6.11.: Objektschätzungen (Kreise), Sensormessungen (Rechtecke) und deren 3σ-Schätz- bzw. Messunsicherheiten.



(a) JPDA-Hypothesen **(b)** JPDAM-Hypothesen

Abb. 6.12.: Vergleich der Assoziationshypothesen des JPDA- und des JPDAM-Verfahrens.

Anschließend werden aus den Suchbereichsmatrizen Zuweisungshypothesen generiert. Diese können in einer Baumstruktur dargestellt werden. Jeder Pfad von der Wurzel bis zu einem Blatt entspricht dabei einer gültigen Hypothese des jeweiligen Verfahrens. Die Ebene des Baumes steht für das Objekt mit der entsprechenden Nummer, der Knoten gibt die dem Objekt zugewiesene Messung an. Dabei steht „$\emptyset$“ für die Auffassung der Messung als Störung. Die Abbildung 6.12 (a) zeigt die JPDA- und die Abbildung 6.12 (b) die JPDAM-Hypothesen.

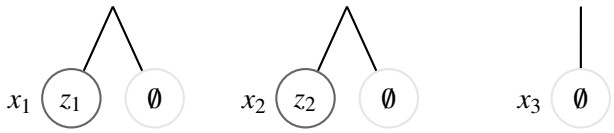
Führt man nun die Zuordnungsgruppenbildung mit sequentieller Datenassoziation durch, so ergeben sich die sequentiell zu verarbeitenden Zuordnungsgruppen für das JPDA-Verfahren entsprechend zu Tabelle 6.5 und für das JPDAM-Verfahren entsprechend zu Tabelle 6.6. Entsprechend ergeben sich die Hypothesenbäume der verschiedenen Verfahren in Abbildung 6.13 (a) bzw. Abbildung 6.13 (b). Durch die Zuordnungsgruppenbildung wird die Gesamtanzahl der zu berechnenden Ereignisse und damit die Komplexität des rekursiven Algorithmus zur Aufzählung der Zuweisungsergebnisse reduziert. Bei diesem relativ kleinen Beispiel wird die Anzahl der Berechnungen für das JPDA-Verfahren von 10 auf 5 reduziert. Beim JPDAM-Verfahren ergibt sich eine Reduktion von 14 auf 8 Berechnungen. Die Anzahl der Objekte in den jeweiligen Hypothesen wird von 3 auf 2 reduziert. Die doppelte

	Z_C	X_C
C_1	$\{z_1\}$	$\{x_1\}$
C_2	$\{z_2\}$	$\{x_2\}$
C_3	$\emptyset$	$\{x_3\}$

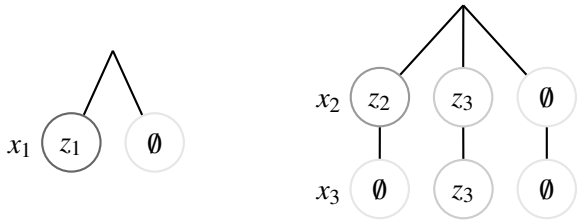
Tab. 6.5.: Zuordnungsgruppen des JPDA-Verfahrens.

	Z_C	X_C
C_1	$\{z_1\}$	$\{x_1\}$
C_2	$\{z_2,z_3\}$	$\{x_2,x_3\}$

Tab. 6.6.: Zuordnungsgruppen des JPDAM-Verfahrens.



(a) JPDA-Ereignisse



(b) JPDAM-Ereignisse

Abb. 6.13.: Vergleich der Zuweisungsereignisse nach der Zuordnungsgruppenbildung beim JPDA- und JPDAM-Verfahren.

Berechnung gleicher Teilzuweisungen entfällt. Die Anzahl der gemeinsam zu betrachtenden Objekte und Messungen wird jeweils verringert, so dass eine Verschmelzung von mehr als einem Objekt pro Hypothese unwahrscheinlicher wird.

6.7. Untersuchungen und Ergebnisse

Im Folgenden wird die Leistungsfähigkeit der vorgestellten wahrscheinlichkeitsbasierten Datenassoziation für auflösungsbeschränkte Sensoren in statischen und in dynamischen Szenarien untersucht. Zur Auswertung werden sowohl simulierte als auch reale Messdaten verwendet. Sofern nicht anders angegeben, werden die Auswertungen mit dem im Abschnitt 6.5 hergeleiteten stückweise linearen Auflösungsmodell von Blackman durchgeführt.

In den nachfolgenden Untersuchungen wird zur dynamischen Zustandsschätzung jeweils das EKF mit polarem Messmodell verwendet. Die Messung der Relativgeschwindigkeit wird jedoch nicht berücksichtigt, da deren Auflösung nicht vermessen werden konnte. Die relative Geschwindigkeit der Objekte zum Sensorfahrzeug in den untersuchten Szenarien ist in etwa gleich hoch, so dass die Messungen beider Objekte in derselben Geschwindigkeitsauflösungszelle liegen. Die zusätzliche Messung der Relativgeschwindigkeit bringt in diesen Szenarien keinen Auflösungsvorteil. Die Untersuchungsergebnisse werden durch Vernachlässigung der Relativgeschwindigkeit also nicht verfälscht. Als Prozessmodell wird das stückweise konstante Beschleunigungsmodell mit weißem Rauschen aus Unterabschnitt 5.2.1 gewählt. Als Prozessrauschen wird 1 m/s^2 angenommen.

6.7.1. Fehlermaße

Im Folgenden werden die zur Auswertung der Szenarien benötigten Fehlermaße vorgestellt. Für ein Objekt mit dem Referenzwert $\mathbf{x}_k$ und dessen Zustandsschätzung $\hat{\mathbf{x}}_k$ im Zeitschritt k wird der Positionsfehler folgendermaßen berechnet:

$$\text{Positionsfehler} \quad d_p(\mathbf{x}_k,\hat{\mathbf{x}}_k) := \left\|\mathbf{x}_k,\hat{\mathbf{x}}_k\right\|_{p,2} = \sqrt{\frac{(\xi_k - \hat{\xi}_k)^2 + (\eta_k - \hat{\eta}_k)^2}{2}}\,. \tag{6.92}$$

Er gibt die Abweichung des untersuchten Wertes von der bekannten Referenzgröße für den Zeitschritt k an.

Der Gesamtfehler einer Datenassoziation setzt sich aus den Einzelfehlern aller Objekte zusammen. Er kann über die Anzahl der Objekte normalisiert werden, um den im Mittel zu erwartenden Fehler der Datenassoziation anzugeben. Für zwei Objekte mit den Referenzwerten $\mathbf{x}_1$, $\mathbf{x}_2$ und Zustandsschätzungen $\hat{\mathbf{x}}_1$, $\hat{\mathbf{x}}_2$ ergibt sich der normalisierte Positionsfehler im Zeitschritt k dann als:

$$\text{Normalisierter Positionsfehler} \quad d_{np}(\mathbf{x}_k,\hat{\mathbf{x}}_k) = \frac{\left\|\mathbf{x}_{1,k},\hat{\mathbf{x}}_{1,k}\right\|_{p,2} + \left\|\mathbf{x}_{2,k},\hat{\mathbf{x}}_{2,k}\right\|_{p,2}}{2}. \tag{6.93}$$

Durch die Summation der Fehler wird ein größerer Fehler eines Objektes durch einen entsprechend kleineren Fehler des anderen Objektes ausgeglichen. Durch die Normalisierung kann das Fehlermaß d_{np} als direktes Maß der mittleren Datenassoziationsgüte aufgefasst werden.

6.7.2. Referenzdatenaufbereitung

Als Referenzsensor wird ein Laserscanner des Typs Alasca XT von der Firma „ibeo“ verwendet (s. a. Unterabschnitt 4.2.3). Die Messpunkte der relevanten Objekte werden in der zu bewertenden Sequenz manuell markiert. Durch Mittelwertbildung dieser Messpunkte wird die Referenzposition des jeweiligen Objekts gewonnen.

Da die Radarsensoren nicht synchron zum Laserscanner messen, muss diese Referenz noch auf die Messzeitpunkte der Radarsensoren bezogen werden. Hierfür wird ein lineares Interpolationsverfahren [79, S. 48 ff.] verwendet. Durch diese Interpolation erhält man, unter der Annahme eines linearen Systemverhaltens, die Position der markierten Objekte zu den Messzeitpunkten der Radarsensoren. Die Abbildung 6.14 zeigt die Anwendung der Interpolation auf eine Sequenz, in der sich das Sensorfahrzeug frontal einem feststehenden Cornerreflektor nähert. Das Fahrzeug fährt zunächst konstant mit 50 km/h und bremst dann bis zum Stillstand ab. Der Messzyklus des Laserscanners beträgt 40 ms, der des Radarsensors 66 ms. In der oberen Abbildung wurde die originale Objektreferenz zu den Messzeitpunkten des Laserscanners mit (x), die auf die Messzeitpunkte des Radarsensors bezogene Objektreferenz mit (o) und die Entfernungsmessdaten des Radarsensors mit (+) markiert. Die untere Abbildung gibt den Positionsfehler zu jedem Messzeitpunkt des Radarsensors an. Dieser liegt bei konstanter Geschwindigkeit (0 s bis 1,2 s) und bei konstanter Position des Messfahrzeugs (3,1 s bis 3,9 s) unter 0,25 m. Während des Bremsvorgangs (1,2 s bis 3,1 s) steigt der Positionsfehler bis auf knapp 0,7 m an. Gründe hierfür können in den unterschiedlichen physikalischen Messprinzipien der Sensoren und unterschiedlichen Anbauorten sowie der

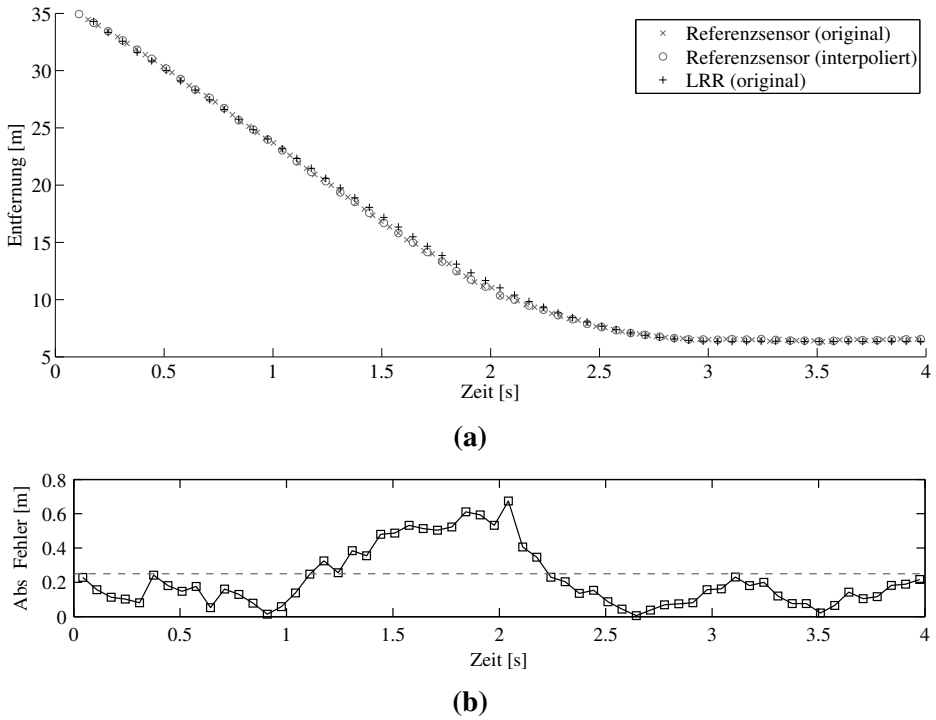


Abb. 6.14.: Erzeugung der Objektreferenz zu den Messzeitpunkten des Radarsensors. (a) Markierung (x): Originale Objektreferenz zu den Messzeitpunkten des Laserscanners, Markierung (o): Auf die Messzeitpunkte des Radarsensors bezogene Objektreferenz, Markierung (+): Messdaten des Radarsensors. (b) Auswertung des Positionsfehlers zu den Messzeitpunkten des Radarsensors.

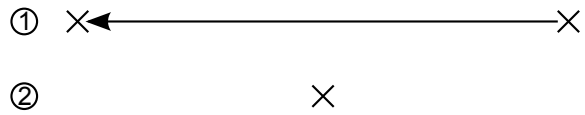


Abb. 6.15.: Statisches Szenario mit simulierten Messdaten. Objekt 1 bewegt sich in positiver y-Richtung und gleichbleibendem x-Abstand mit gleichmäßiger Geschwindigkeit an Objekt 2 vorbei.

nichtlinearen Positionsänderung des Sensorfahrzeugs und dessen Nickbewegung während des Bremsvorgangs liegen. Da das Messsystem demnach bei starker Beschleunigung nicht zuverlässig funktioniert, werden in den nachfolgenden Untersuchungen nur Szenarien mit konstanter Fahrzeuggeschwindigkeit oder -position untersucht. Dabei liegt der absolute Positionsfehler zwischen Referenz- und Messdaten jeweils unter 0,25 m.

6.7.3. Statisches Szenario mit simulierten Messdaten

In diesem Szenario passiert ein bewegtes Objekt ein statisches Objekt in geringem Abstand, wie in Abbildung 6.15 dargestellt. Das bewegte Objekt startet bei $x = 6\,\text{m}$, $y = -5\,\text{m}$ mit $\dot{x} = 0\,\text{m/s}$, $\dot{y} = 1\,\text{m/s}$ und befindet sich nach 10 s auf $x = 6\,\text{m}$, $y = 5\,\text{m}$. Das statische Referenzziel steht konstant bei $x = 5{,}5\,\text{m}$, $y = 0\,\text{m}$. Die Referenzpositionen werden ohne

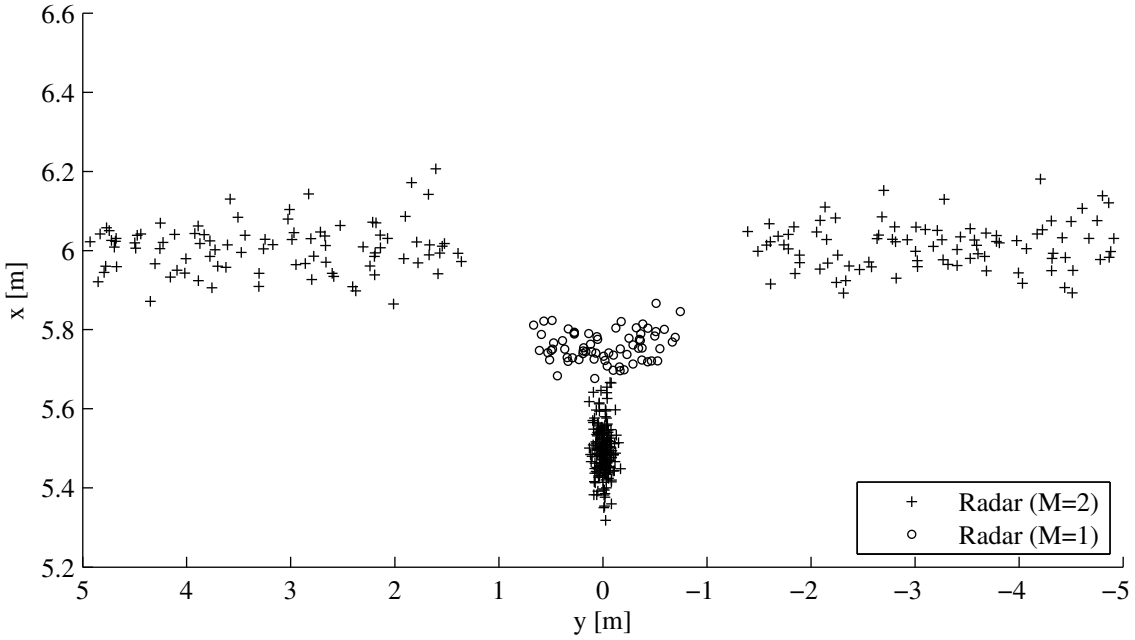


Abb. 6.16.: Simulierte Messdaten des statischen Szenarios. Das Symbol (+) markiert die Positionen von aufgelösten Messungen ($M = 2$). Reicht die Sensorauflösung nicht aus, um die Objekte zu trennen, so wird eine verschmolzene Messung erzeugt ($M = 1$). Deren Position ist mit dem Symbol (o) markiert.

zusätzliches Prozessrauschen simuliert. Die simulierte Zykluszeit des Sensors beträgt 40 ms. Die Messwerte werden mit einem normalverteilten Rauschen überlagert. Die beschränkte Sensorauflösung wird modelliert, indem für die verrauschten Objektpositionen jeweils in jedem Zeitschritt für jede Messdimension i die folgende Verschmelzungsbedingung überprüft wird:

$$|\mathbf{z}_{1j} - \mathbf{z}_{2j}| < C_j, \quad i = 1, \ldots, m. \tag{6.94}$$

Der Parameter C_j entspricht dem Modellparameter C_R des Auflösungsmodells von Blackman aus Gleichung 6.18. Ist die Verschmelzungsbedingung für jede Messdimension erfüllt, so wird davon ausgegangen, dass die beiden Objekte im Sensor zu einer gemeinsamen Messung verschmelzen. Das angenommene Messergebnis ergibt sich in allen Dimensionen durch Addition der verrauschten Messwerte und Division durch Zwei. Ein verschmolzenes Objekt liegt also in jeder Dimension in der Mitte zwischen den beiden verrauschten Messwerten. Die Abbildung 6.16 zeigt die simulierten Messdaten der beiden Objekte. Die Positionen der aufgelösten Messungen sind durch Kreuze (+), die der verschmolzenen Messungen durch Kreise (o) markiert. Zum Vergleich werden die simulierten Messwerte jeweils mit dem JPDA- und dem JPDAM-Verfahren verarbeitet. Tabelle 6.7 zeigt die verwendeten Simulations- und Sensorparameter im Vergleich.

Es zeigt sich, dass der JPDA-Algorithmus unter Verwendung der Suchbereichseinschränkung die Messdaten der Sensoren nicht korrekt verarbeiten kann. In Abbildung 6.17 ist die x-Koordinate über der Zeit für einen konkreten Problemfall dargestellt. Die Objektverschmelzung führt beim JPDA-Algorithmus dazu, dass beide Objekte zur verschmolzenen Messung hingezogen werden. Durch kurzzeitige Auflösung der Messungen zu Beginn der Verschmel-

Allgemeine Parameter	**Wert**		
Prozessrauschen	$1{,}0\,\mathrm{m/s^2}$		
Detektionswahrscheinlichkeit	0,9		
Fehlalarmwahrscheinlichkeit	0,03		
Sensorparameter	**Messgenauigkeit (3σ-Wert)**	$\mathbf{D_R}$	$\mathbf{C_R}$
Entfernung	0,54 m	2,76 m	0,73
Winkel	5,46°	22,58°	0,58

Tab. 6.7.: Allgemeine Schätzparameter und dimensionsspezifische Simulationsparameter des statischen Szenarios.

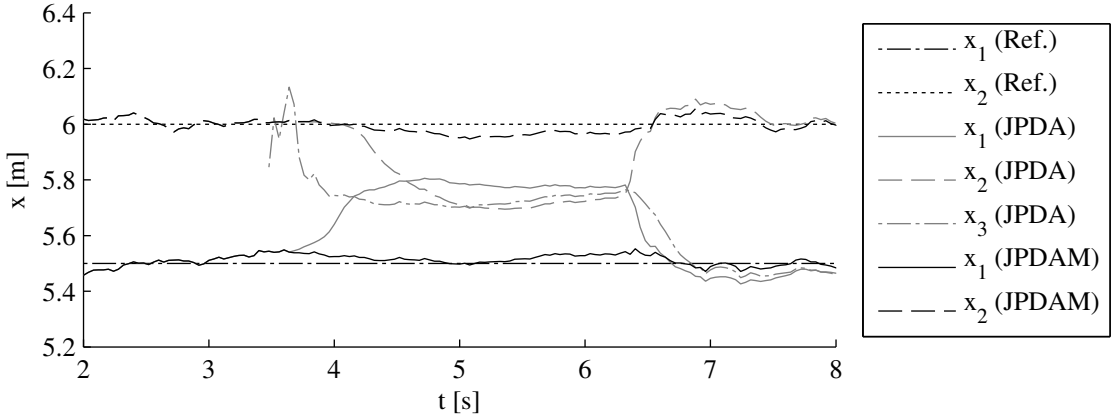
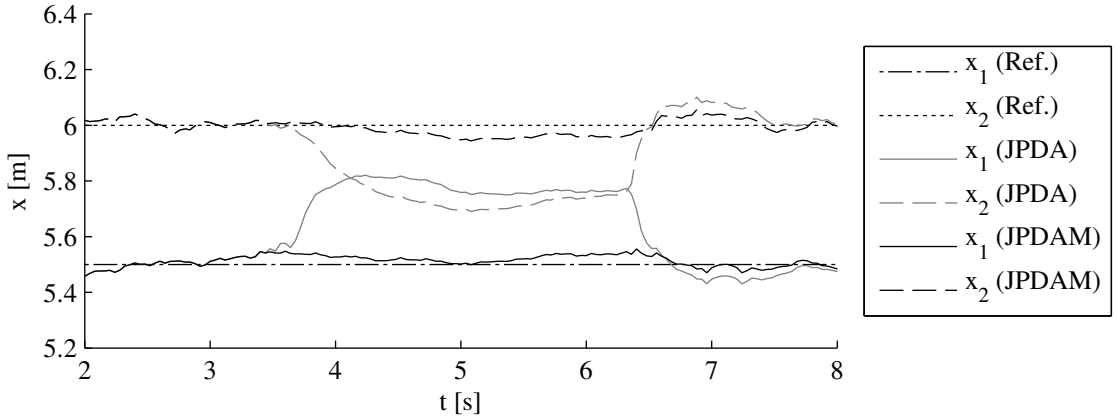


Abb. 6.17.: Filterergebnisse des statischen Szenarios mit simulierten Messdaten mit aktivierter Suchbereichseinschränkung. Der JPDA-Algorithmus erzeugt ein Geisterobjekt, da die Objektpositionen nicht korrekt geschätzt werden und daher Messungen nicht mehr im Suchbereich eines Objekts liegen.

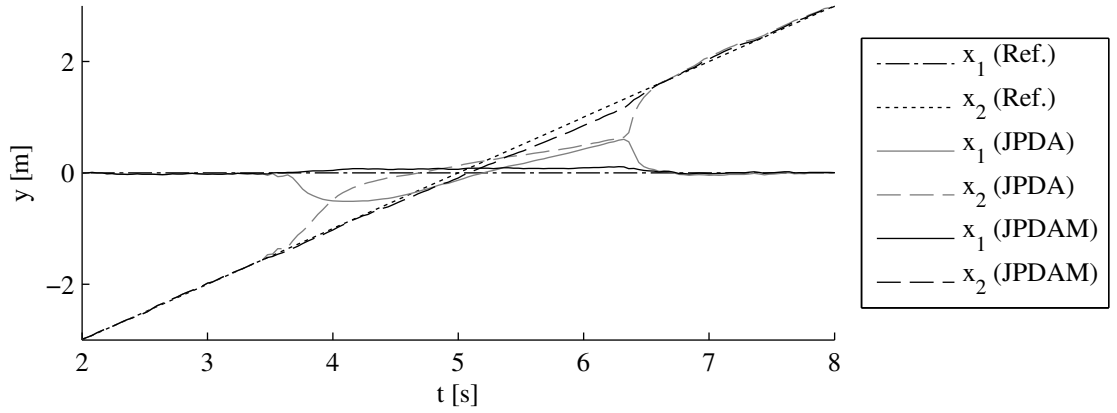
zungsphase wird ein zusätzliches Objekt x_3 erzeugt. Das ursprüngliche Objekt x_2 wird als Geisterobjekt weitergeführt. Der JPDAM-Algorithmus verarbeitet die Daten hingegen korrekt.

Zur weiteren Untersuchung wird die Suchbereichseinschränkung beider Verfahren deaktiviert, um die Schätzergebnisse der Algorithmen besser vergleichen zu können. Die Abbildung 6.18 zeigt die entsprechenden Filterergebnisse der beiden Verfahren. Abbildung 6.18 (a) und Abbildung 6.18 (b) zeigen die Schätzungen der verschiedenen Verfahren als x- bzw. die y-Koordinate über der Zeit im Bereich von 2 s bis 8 s. Die Trajektorie des statischen Referenzobjekts x_1 ist als gestrichpunktete Linie, die des bewegten Referenzobjekts x_2 als fein gestrichelte Linie dargestellt. Die Schätzergebnisse beider Verfahren sind ebenfalls als Linien eingezeichnet. Die Trajektorie des statischen Objekts ist als durchgezogene, die des bewegten Objekts als gestrichelte Linie dargestellt. Die Ergebnisse des JPDA-Verfahrens sind hellgrau, die des JPDAM-Verfahrens schwarz gezeichnet.

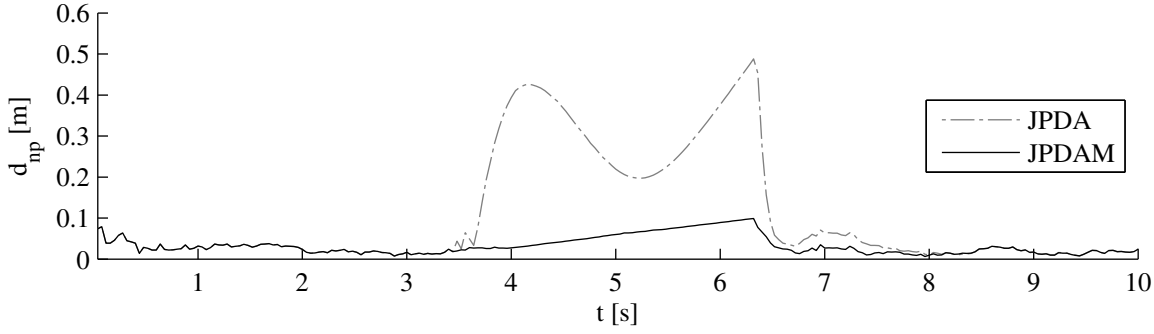
Die Objektverschmelzung findet im Zeitraum von ca. 3,4 s bis 6,8 s statt. Aufgrund der Nichtbeachtung der verschmolzenen Messungen bei der Hypothesenberechnung des JPDA-Algorithmus nähern sich beide Objektschätzungen der Position der verschmolzenen Mes-



(a)



(b)



(c)

Abb. 6.18.: Filterergebnisse des statischen Szenarios mit simulierten Messdaten. (a) Abweichung der Objekte in x-Richtung gegenüber der Zeit (Ausschnitt 2 s bis 8 s). (b) Abweichung der Objekte in y-Richtung gegenüber der Zeit (Ausschnitt 2 s bis 8 s). (c) Normalisierter Positionsfehler gegenüber der Zeit.

Verfahren	$\sum_{k=1}^{n} d_{np}(k)$ **[m]**
JPDA	53,49
JPDAM (Ng)	16,62
JPDAM (Chang)	16,27
JDPAM (Blackman)	16,42

Tab. 6.8.: Vergleich der aufsummierten normalisierten Positionsfehler des JPDA-Verfahrens und verschiedener Auflösungsmodelle des JPDAM-Verfahrens.

sung an. Erst nach Auflösung der beiden Messungen ab ca. 6,6 s entsprechen die Schätzergebnisse wieder den tatsächlichen Objektpositionen. Das JPDAM-Verfahren hingegen modelliert die Verschmelzung von Messungen und kann somit diese Situation korrekt erfassen. Die Abbildung 6.18 (c) zeigt den über beide Objekte normalisierten Positionsfehler d_{np} über die gesamte simulierte Zeitspanne von 0 s bis 10 s. Der maximale Fehler des JPDA-Verfahrens liegt während der Objektverschmelzung bei 0,43 m. Der Fehler des JPDAM-Verfahrens liegt hingegen bei nur 0,12 m. Die Modellierung der Sensorauflösung reduziert also den maximalen Fehler in diesem Fall um den Faktor 3,59.

Die oben dargestellten Ergebnisse beziehen sich auf das stückweise lineare Auflösungsmodell von Blackman. Die Versuche werden mit den beiden Modellen von Ng und Chang und den entsprechend zu Tabelle 6.2 gewählten Auflösungsparametern wiederholt. Die Tabelle 6.8 zeigt den über alle 250 Zeitschritte der Simulation summierten normalisierten Positionsfehler des JPDA-Verfahrens sowie den entsprechenden Fehler der drei in das JPDAM-Verfahren integrierten Modelle. Die drei Verfahren modellieren die Sensorauflösung in etwa gleich gut, wobei das Modell von Chang das beste Ergebnis erzielt. Dies lässt sich damit erklären, dass die Verschmelzungsbedingung der Simulation wie in Gleichung 6.94 implementiert wurde und damit der Annahme des Modells von Chang entspricht.

6.7.4. Statisches Szenario mit realen Messdaten

Das Szenario für diese Untersuchung ist dasselbe wie im vorigen Abschnitt. Die Szene wird jedoch mit realen Objekten nachgestellt und mit den Nahbereichsradarsensoren aus Unterabschnitt 4.2.1 aufgezeichnet. Das Objekt 1 wird durch einen Fußgänger dargestellt, der einen Cornerreflektor trägt. Das Objekt 2 ist durch einen stehenden Cornerreflektor gegeben. Beide Cornerreflektoren entsprechen einem Radarrückstreuquerschnitt von 100 m^2. Die Abbildung 6.19 zeigt die akkumulierten Radarmessdaten dieses Szenarios in kartesischen Koordinaten. Vergleicht man diese Daten mit den simulierten Messdaten aus Abbildung 6.16, so wird ersichtlich, dass das Sensormodell in etwa dem in der Simulation angenommenen Modell entspricht. Bei genauer Betrachtung der realen Sensordaten kann man jedoch einen Unterschied erkennen. Das bewegliche Objekt wird durch das statische Objekt ungefähr bei der y-Koordinate 0 m verdeckt, so dass der Sensor nur das vordere Objekt messen kann.

Zur Auswertung der Daten werden die Parameter genauso wie im vorigen Abschnitt entsprechend der Tabelle 6.7 gewählt. Die Versuche werden für die drei Modelle von Ng, Chang und Blackman mit den in Tabelle 6.2 bestimmten Parametern durchgeführt. Die Objektreferenz wird durch die manuell markierten Laserscannerdaten gebildet. In der aufgezeichneten Sequenz kommt es während des Intervalls von 3 s bis 5,2 s zur Objektverschmelzung. Ab-

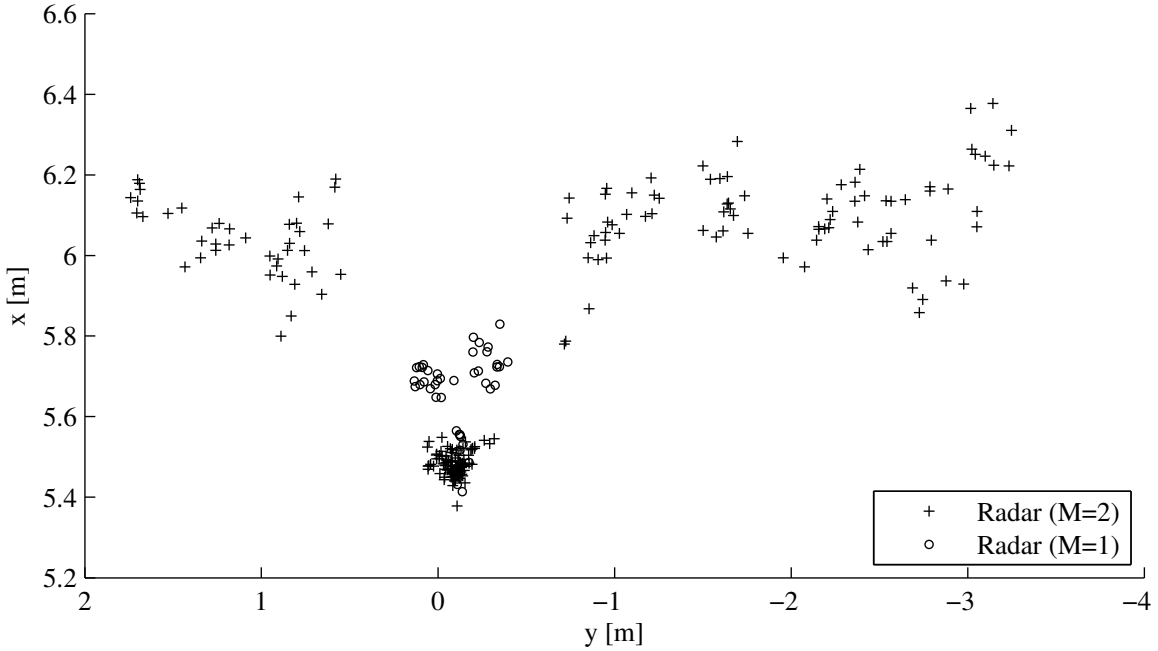


Abb. 6.19.: Reale Messdaten des statischen Szenarios. Das Symbol (+) markiert die Positionen von aufgelösten Messungen ($M = 2$). Die Messdaten aus Zeitschritten, in denen nur eine Messung vorliegt ($M = 1$), sind mit dem Symbol (o) markiert.

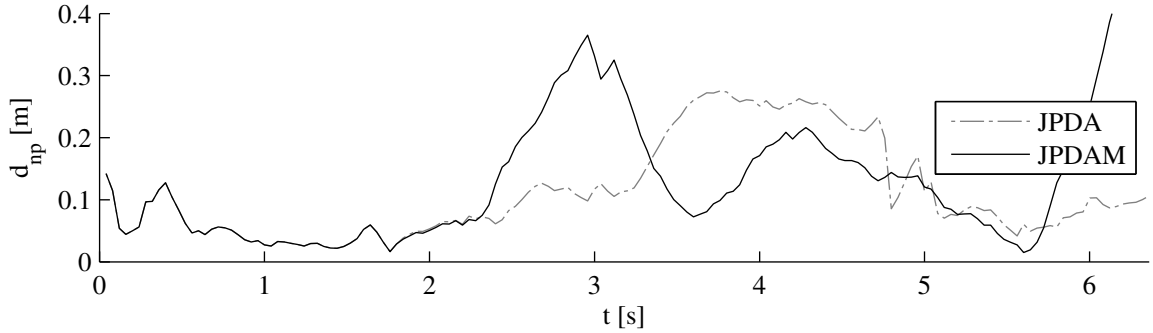
Verfahren	$\sum_{k=1}^{n} d_{np}(k)$ **[m]**
JPDA	35,89
JPDAM (Ng)	43,29
JPDAM (Chang)	28,58
JDPAM (Blackman)	28,82

Tab. 6.9.: Vergleich der aufsummierten normalisierten Positionsfehler des JPDA-Verfahrens und verschiedener Auflösungsmodelle des JPDAM-Verfahrens.

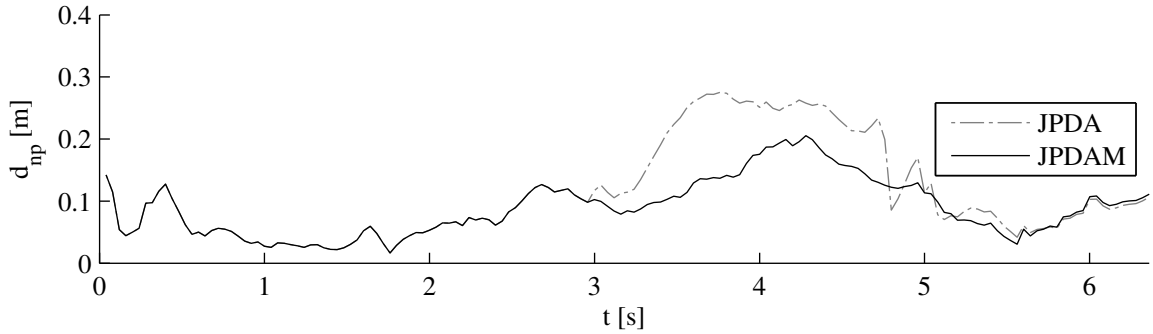
bildung 6.20 zeigt die normalisierten Positionsfehler der drei Verfahren über der Zeit im Vergleich.

Abbildung 6.20 (a) zeigt die Ergebnisse des Auflösungsmodells von Ng. Für dieses Modell ist der Fehler des JPDAM-Algorithmus in der Zeitspanne von 2,3 s bis 3,3 s sogar höher als der des JPDA-Algorithmus. Die beiden Modelle von Chang und Blackman, deren Ergebnisse in Abbildung 6.20 (b) und Abbildung 6.20 (c) dargestellt sind, zeigen dieses Fehlverhalten nicht. Der Fehler der JPDAM-Algorithmen während der Objektverschmelzung ist in beiden Fällen um ca. 25–50% geringer als der des JPDA-Algorithmus. Die Ergebnisse der beiden Verfahren unterscheiden sich nur marginal voneinander. Die Tabelle 6.9 zeigt den über alle 159 Messzeitschritte aufsummierten normalisierten Positionsfehler der drei Verfahren im Vergleich.

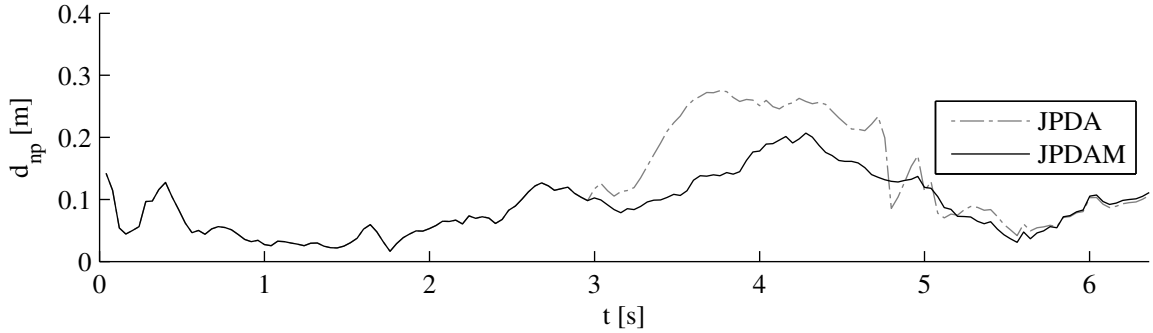
Die Abbildungen 6.21 (a) und (b) zeigen die Ergebnisse des JPDA- und des JPDAM-Algorithmus mit dem Auflösungsmodell von Blackman jeweils getrennt nach der x- und y-Koordinate gegenüber der Zeit. Der JPDAM-Algorithmus schätzt die x-Positionen beider



(a) Ng

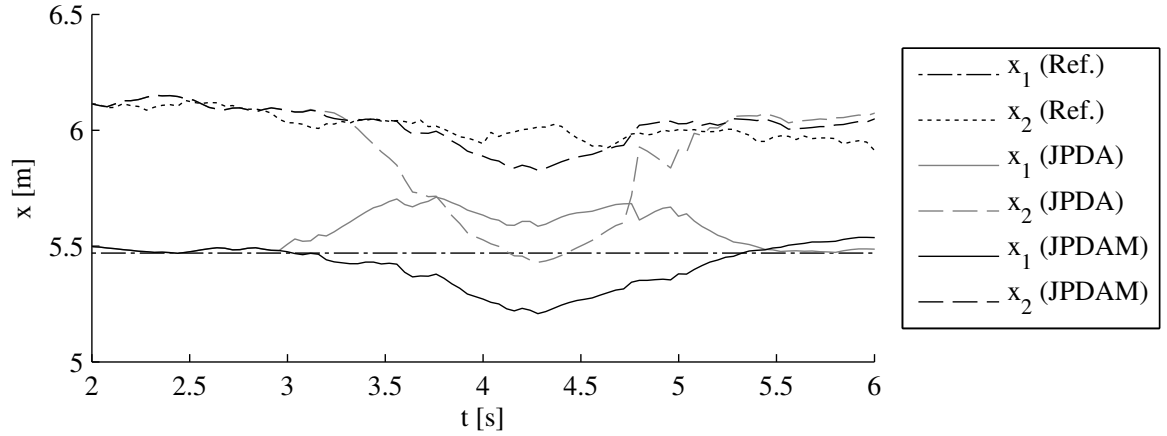


(b) Chang

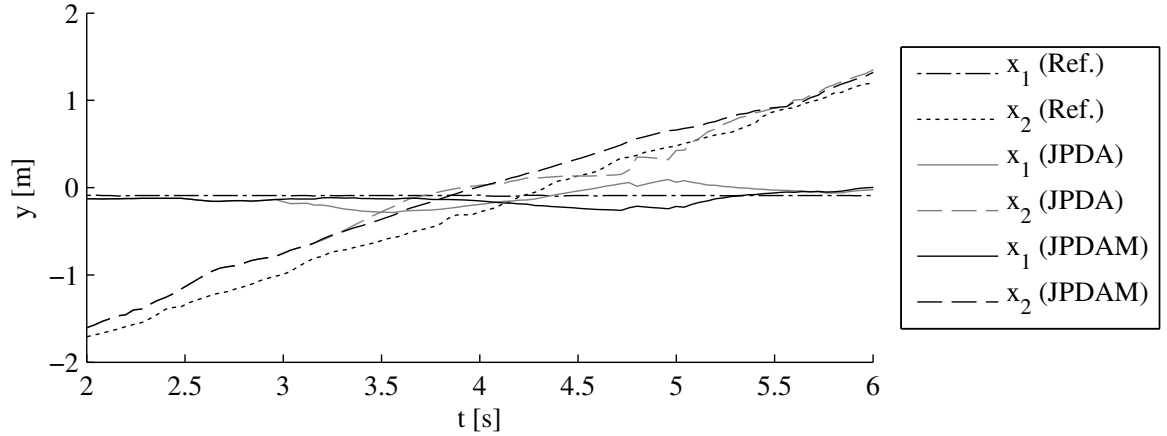


(c) Blackman

Abb. 6.20.: Vergleich des normalisierten Positionsfehlers der verschiedenen Sensormodelle von Ng, Chang und Blackman.



(a)



(b)

Abb. 6.21.: Filterergebnisse des statischen Szenarios mit realen Messdaten. Für den JPDAM-Algorithmus wird das Modell von Blackman verwendet. (a) Abweichung der Objekte in x-Richtung gegenüber der Zeit (Ausschnitt 2 s bis 6 s). (b) Abweichung der Objekte in y-Richtung gegenüber der Zeit (Ausschnitt 2 s bis 6 s).

Objekte ab ca. 3,8 s nicht so gut wie erwartet. Der Grund dafür liegt in der nicht modellierten Objektverdeckung. Die nicht verdeckte Messung entspricht der Position des Objekts 1. Sie wird jedoch vom Algorithmus als verschmolzene Messung aufgefasst, so dass beide Objektschätzungen in negativer x-Richtung verschoben werden.

6.7.5. Dynamisches Szenario mit realen Messdaten

In diesem Szenario fährt das Sensorfahrzeug auf ein stehendes Objekt zu. Ein anderes Objekt bewegt sich quer zur Fahrtrichtung des Sensorfahrzeugs. Nachdem das bewegliche Objekt das stehende Objekt passiert hat, fährt das Sensorfahrzeug auf das stehende Objekt auf.

Das stehende Objekt, ein Schaumstoffkissen mit eingebettetem Cornerreflektor, steht relativ zur Fahrzeugmitte bei y=0 m. Das bewegliche Objekt ist eine Schaumstoffrolle mit ebenfalls eingebettetem Cornerreflektor. Die Rolle wird von rechts nach links am statischen

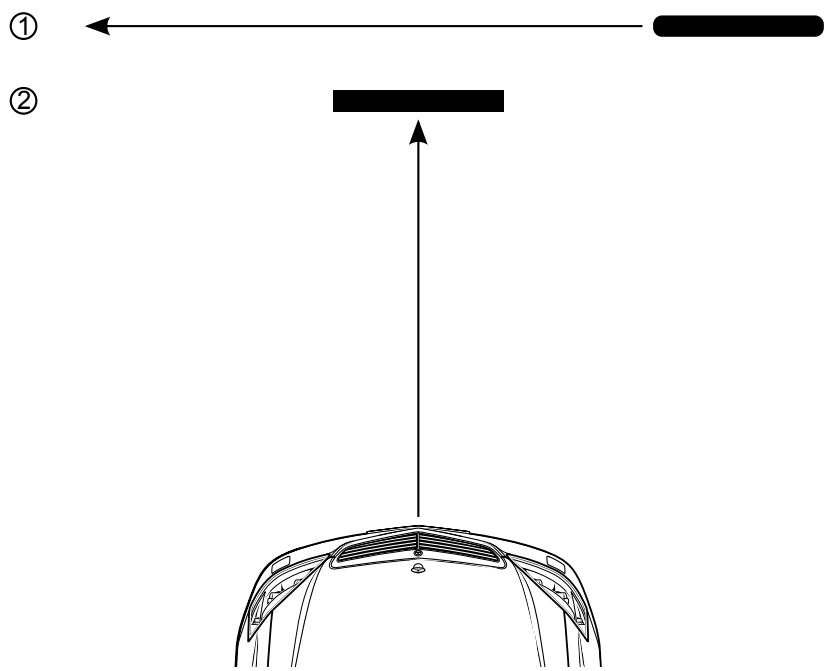


Abb. 6.22.: Dynamisches Testszenario zur Aufzeichnung mit realen Messdaten. Objekt 1 bewegt sich in positiver y-Richtung, gleichbleibendem x-Abstand und gleichmäßiger Geschwindigkeit an Objekt 2 vorbei. Das Fahrzeug fährt mit gleichmäßiger Geschwindigkeit auf das Objekt 2 zu und kollidiert schließlich mit diesem.

Sensorparameter	**Messgenauigkeit (3σ-Wert)**	$\mathbf{D_R}$	$\mathbf{C_R}$
Entfernung	0,75 m	1,2 m	1,5 m
Winkel	3,0°	5°	10,0°

Tab. 6.10.: Messgenauigkeits- und Sensorauflösungsparameter des Mehrmodusradarsensors.

Objekt vorbeigerollt. Die Schaumstoffummantelungen schützen das Fahrzeug bei Kontakt mit beiden Objekten vor Schäden. Den schematischen Aufbau des Szenarios stellt Abbildung 6.22 dar. Trotz der Geschwindigkeit des bewegten Objekts können die beiden Objekte nicht über die gemessenen Radialgeschwindigkeiten aufgelöst werden, da sich das bewegte Objekt quer zur Sensorhauptachse bewegt. Die Abbildung 6.23 zeigt Bilder der Dokumentationskamera eines Testdurchlaufs.

Die Radardaten werden mit dem Mehrmodusradarsensor aus Unterabschnitt 4.2.2 aufgezeichnet. Dessen Sensoreigenschaften werden mit den in Tabelle 6.10 angegebenen Parametern modelliert. Die weiteren Parameter werden wie in den beiden vorigen Abschnitten gewählt. Die Referenzdaten werden mit dem Laserscanner aufgezeichnet.

Im Folgenden werden zunächst die Ergebnisse eines einzelnen Testdurchlaufs vorgestellt. Im Anschluss daran wird eine quantitative Auswertung mehrerer Aufzeichnungen durchgeführt.

Die Abbildung 6.24 zeigt die akkumulierten Radarmessdaten einer Testsequenz in kartesischen Koordinaten. Vergleicht man die Messdaten mit denen des Nahbereichsradarsensors aus dem vorigen Abschnitt, so kann man eine gute Übereinstimmung bezüglich des Auflö-

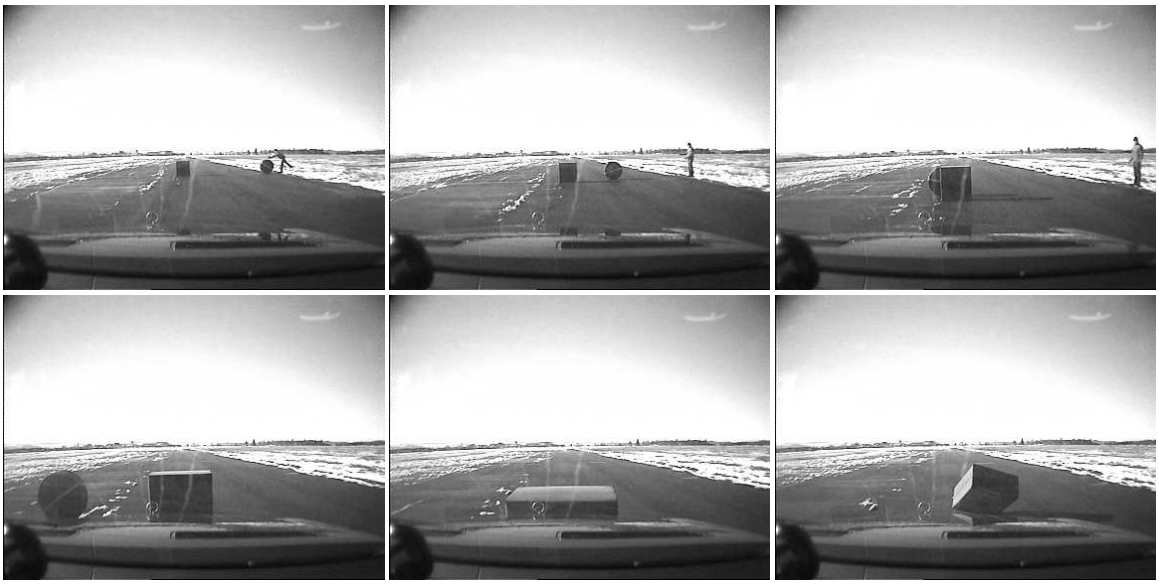


Abb. 6.23.: Fotosequenz eines Testdurchlaufs des dynamischen Szenarios.

sungsverhaltens feststellen. Liegt der Abstand beider Objekte unterhalb der Auflösungsgrenze, so liefert der Sensor nur noch eine Messung, deren Position wieder in der Mitte zwischen den beiden tatsächlichen Objektpositionen liegt.

In den Abbildungen 6.25 (a) und (b) sind die Ergebnisse der Objektverfolgung für die x- bzw. y-Koordinate gegenüber der Zeit dargestellt. Die Objektverschmelzung findet im

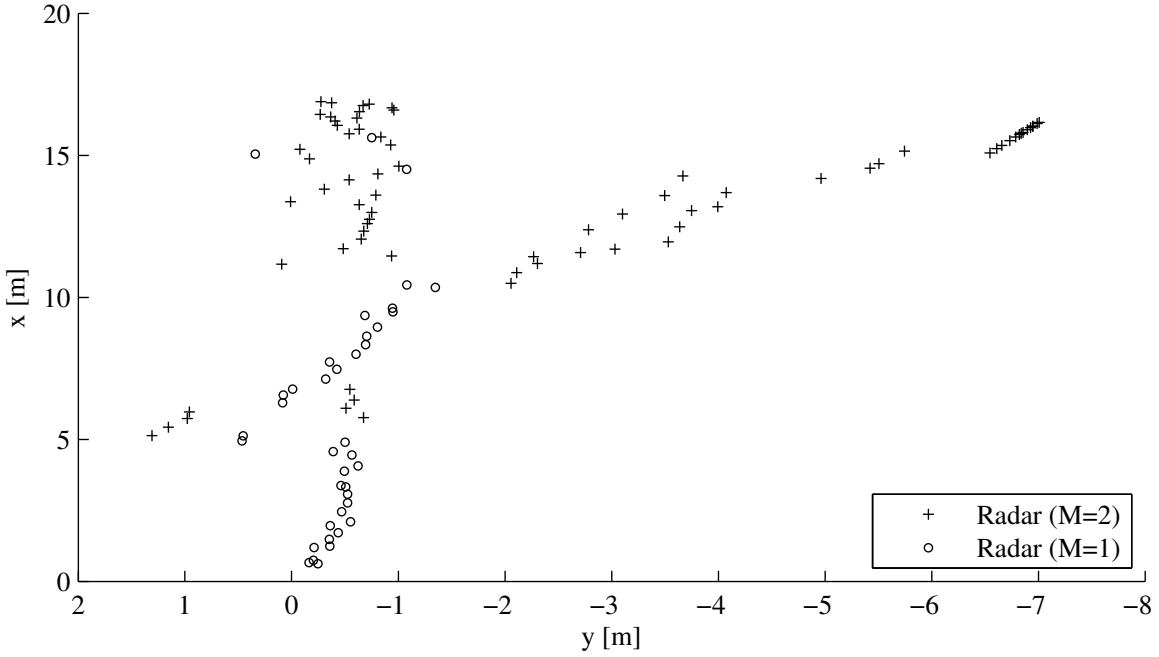


Abb. 6.24.: Reale Messdaten des dynamischen Szenarios. Das Symbol (+) markiert die Positionen von aufgelösten Messungen ($M = 2$). Die Messdaten aus Zeitschritten, in denen nur eine Messung vorliegt ($M = 1$), sind mit dem Symbol (o) markiert.

Veränd. des rel. Fehlers	Verbesserung	Keine Veränderung	Verschlechterung
$d_{np,rel}$	33,5%	65,4%	1,2%

Tab. 6.11.: Quantitative Veränderung des JPDAM- gegenüber dem JPDA-Algorithmus für mehrere Sequenzen des dynamischen Szenarios. Gesamtdauer: 16,9 s, Anzahl der Zeitschritte: 254.

Zeitraum von ca. 2,2 s bis 3,4 s statt. Der normalisierte Positionsfehler für diese Sequenz ist in Abbildung 6.25 (c) zu sehen. Während der Objektverschmelzung ist der Fehler des JPDA-Verfahrens wesentlich höher als der des JPDAM-Verfahrens. Der Fehler des JPDAM-Verfahrens liegt während der Objektverschmelzung im Bereich von 0,1 m bis 0,23 m. Der Fehler des JPDA-Verfahrens hingegen steigt auf bis zu 0,6 m und ist damit im Maximum um den Faktor 3 größer.

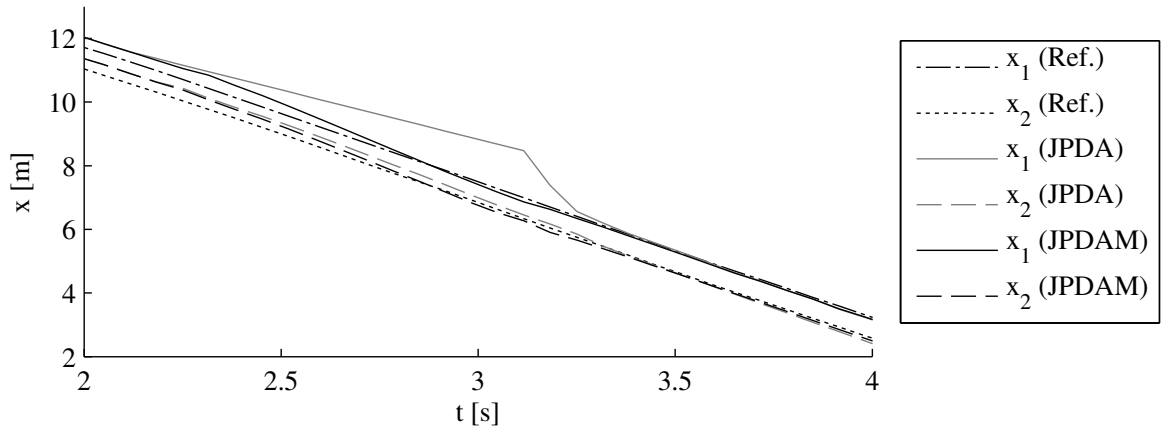
Die Analyse einer weiteren Sequenz zeigt das typische Verhalten des JPDA-Algorithmus bei Auftreten verschmolzener Messungen. Die Abbildung 6.26 zeigt die entsprechenden Schätzergebnisse. Nach der Objektverschmelzung wird die Schätzung eines Objekts jeweils durch die sich voneinander weg bewegenden Messungen bestätigt. Die geschätzte Position liegt damit in der Mitte zwischen den tatsächlichen Objektpositionen. Der JPDAM-Algorithmus verarbeitet diese Situation hingegen korrekt und schätzt die Objektpositionen entsprechend ihrer tatsächlichen Trajektorien.

Um den quantitativen Effekt des JPDAM-Algorithmus nachzuvollziehen, werden mehrere Durchläufe des oben beschriebenen Testszenarios durchgeführt und die Referenzdaten jeweils manuell markiert. Da sich die aufgezeichneten Testsequenzen in Fahrzeuggeschwindigkeit und Dauer der Objektverschmelzung jeweils voneinander unterscheiden, können die normierten Positionsfehler nicht absolut miteinander verglichen werden. Stattdessen wird das Verhältnis der Fehler der verschiedenen Algorithmen in jedem Zeitschritt untersucht:

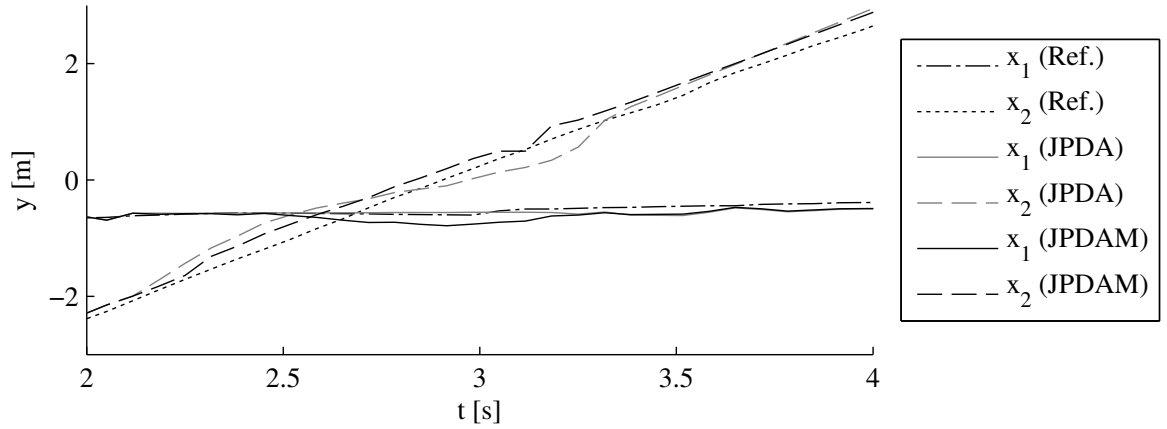
$$d_{np,rel} = \frac{d_{np,\mathrm{JPDAM}}}{d_{np,\mathrm{JPDA}}}. \tag{6.95}$$

Ein Wert kleiner Eins bedeutet eine Verbesserung des JPDAM- gegenüber dem JPDA-Algorithmus. Der Wert Eins bedeutet, dass beide Algorithmen den gleichen Fehler liefern und ein Wert größer Eins bedeutet eine Verschlechterung im Vergleich der beiden Algorithmen. Dieser Vergleichswert wird für jeden Zeitschritt berechnet. Zur Auswertung wird für alle Zeitschritte bestimmt, ob eine Verbesserung, keine Veränderung oder eine Verschlechterung durch den JPDAM-Algorithmus zu verzeichnen ist. Die Anzahl der Ergebnisse in jeder Gruppe wird dann mit der Gesamtanzahl aller Zeitschritte ins Verhältnis gesetzt. Die Tabelle 6.11 zeigt die ermittelten Werte für vier Sequenzen. Demnach führt die Modellierung der Sensorauflösung in nur 1,2 % aller Zeitschritte zu einem erhöhten Positionsfehler. Demgegenüber steht eine Verringerung des Positionsfehlers in 33,5 % aller Zeitschritte.

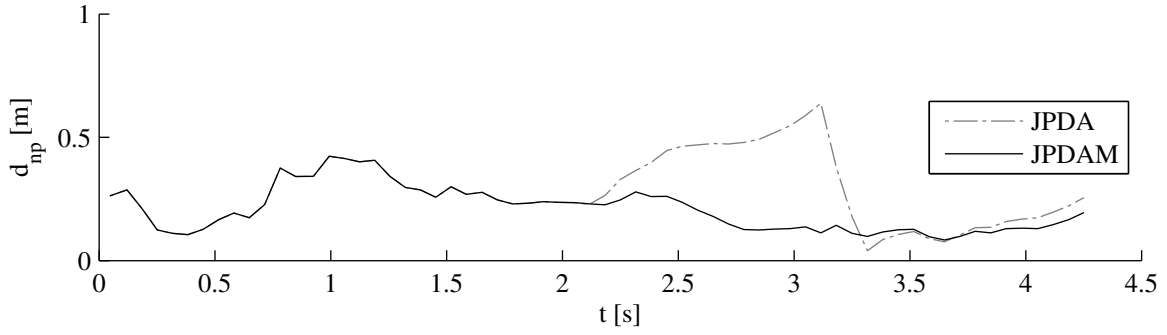
Die Abbildung 6.27 zeigt die relative Veränderung des normierten Positionsfehlers in Form eines Histogramms. Ein Balken entspricht einem Bereich von $\pm 0{,}05$ m. Die Abbildung zeigt, dass dieser Fehler durch den JPDAM-Algorithmus maximal um 0,1 m zunimmt und um bis zu 0,7 m reduziert wird.



(a)



(b)



(c)

Abb. 6.25.: Filterergebnisse des dynamischen Szenarios mit realen Messdaten. (a) Abweichung der Objekte in x-Richtung gegenüber der Zeit (Ausschnitt 2 s bis 4 s). (b) Abweichung der Objekte in y-Richtung gegenüber der Zeit (Ausschnitt 2 s bis 4 s). (c) Positionsfehler gegenüber der Zeit.

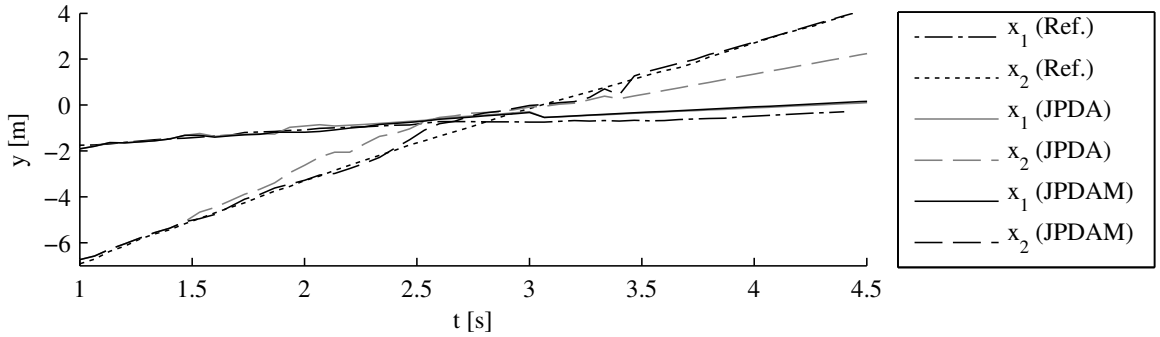


Abb. 6.26.: Beispiel einer fehlerhaft geschätzten Objekttrajektorie des JPDA-Algorithmus. Nach der Überkreuzung der beiden Objekte bei ca. 3 s kann der JPDA-Algorithmus die Position eines Objekts nicht mehr korrekt schätzen. Die Position in y-Richtung wird mittig zwischen den beiden tatsächlichen Objektpositionen geschätzt.

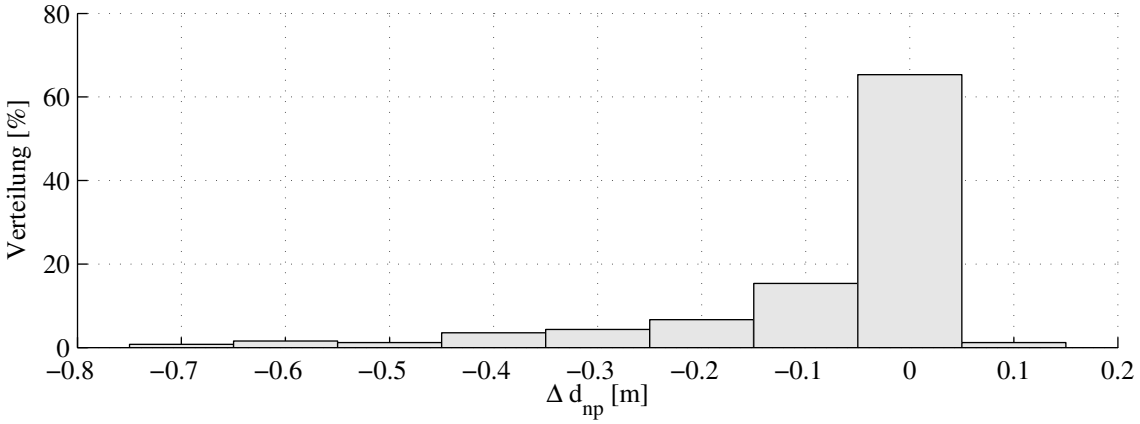


Abb. 6.27.: Histogramm der Veränderung des Positionsfehlers des JPDAM- gegenüber dem JPDA-Algorithmus für mehrere Sequenzen des dynamischen Szenarios.

6.8. Zusammenfassung

In diesem Kapitel wurde die Modellierung der Sensorauflösung in der Objektverfolgung vorgestellt. Für ein besseres Verständnis wurden zunächst die Begriffe Auflösung und Genauigkeit gegeneinander abgegrenzt. Darauf aufbauend wurde gezeigt, wie die Auflösungszellengröße von Radarsensoren theoretisch ermittelt werden kann. In einem Experiment wurde das Auflösungsmodell der Nahbereichsradarsensoren bestimmt und davon ausgehend verschiedene, aus der Literatur bekannte Modelle zur Modellierung der Sensorauflösung parametriert und validiert. Dabei wurde das stückweise lineare Auflösungsmodell als gültiges Modell identifiziert. Da es in dieser Arbeit erstmals in einer wahrscheinlichkeitsbasierten Datenassoziation verwendet wurde, mussten die benötigten Dichtefunktionen und Verschmelzungswahrscheinlichkeiten zunächst mathematisch hergeleitet werden. Anschließend wurden Anpassungen und Erweiterungen des bisher bekannten Verfahrens zur Modellierung der Sensorauflösung vorgestellt, um dieses für die verwendeten Sensoren nutzen zu können. Die abschließenden Untersuchungen zeigten die Anwendbarkeit des Verfahrens mit simulierten

und realen Daten und dessen Überlegenheit im Gegensatz zu einem Verfahren, in dem die Sensorauflösung nicht beachtet wird.

Kapitel 7.

Zusammenfassung und Ausblick

Im Rahmen dieser Arbeit wurde ein elektronisches Sicherheitssystem mit schmalbandigen Radarsensoren zum Fahrzeugseitenschutz entwickelt. Durch geeignete Datenvorverarbeitung und Sensorfusion wurde eine durchgängige 360°-Objektverfolgung ermöglicht. Es wurde gezeigt, wie aus den Schätzergebnissen der Objektverfolgung räumliche und zeitliche Unfallwahrscheinlichkeiten ermittelt werden können, um seitliche Fahrzeugunfälle frühzeitig zu erkennen. Durch Abstraktion der verwendeten Sensorik und des Schutzsystems von der Situationsanalyse konnte eine einfache Übertragbarkeit auf andere Fahrzeugarchitekturen erreicht werden. Geänderte Zulassungsvorschriften machen in Zukunft die Verwendung schmalbandiger Radarsensoren mit drastisch reduzierter Auflösungsfähigkeit erforderlich. Um deren Sensorauflösung zu modellieren, wurde ein generalisiertes Auflösungsmodell ermittelt, auf die Sensorik parametriert und zur Nutzung in der Objektverfolgung mathematisch hergeleitet. Durch Approximation einer nicht aufgelösten Messung als Normalverteilung konnte das neue Modell in ein bekanntes wahrscheinlichkeitsbasiertes Datenassoziationsverfahren zur Objektverfolgung integriert werden. Deren Auswertung mit simulierten und realen Sensordaten zeigte, dass gegenüber bisherigen Verfahren wirkungsvoll Objektverluste und Scheinobjekte verhindert und die Positionsfehler reduziert werden. Damit konnten die notwendigen Voraussetzungen zur Verwendung auflösungsbeschränkter Sensoren im Automobilbereich erfüllt werden.

7.1. Erzielte Ergebnisse

Trotz der in den letzten Jahrzehnten erlangten Fortschritte in der Fahrzeugsicherheit gibt es noch immer eine ernstzunehmende Anzahl gravierender Verkehrsunfälle [77]. Dabei führen die Unfälle im Seitenbereich von Fahrzeugen, verglichen mit der absoluten Anzahl an Verkehrsunfällen, zu überproportional schweren Verletzungen [39]. Die Verletzungsschwere kann durch frühzeitige Erkennung des Unfalls und Aktivierung entsprechender vorauslösender Schutzsysteme, wie z. B. aktiver Luftpolster im Sitz oder aufblasbarer Fahrzeugstrukturen [56], erheblich verringert werden. Derzeit gibt es jedoch noch kein System, welches den seitlichen Fahrzeugbereich erfasst und analysiert.

In dieser Arbeit wurde ein vorauslösendes Fahrzeugsicherheitssystem entwickelt, welches das gesamte Fahrzeugumfeld überwacht. Dazu wurde das im Kapitel 4 vorgestellte Versuchsfahrzeug mit vier Radarsensoren ausgestattet. Das System ist in der Lage, frontale, schräge und seitliche Unfälle zu detektieren und entsprechende Schutzsysteme anzusteuern.

Die verwendeten Nahbereichsradarsensoren liefern jeweils unabhängig für jeden Antennenstrahl Messungen. Um diese Messungen für die Objektverfolgung nutzen zu können,

wurde eine Vorverarbeitung präsentiert, für die u. a. das aus der Objektverfolgung bekannte und in [20] vorgestellte „Clustering“ auf die Messdatenvorverarbeitung übertragen wurde.

Die Asynchronität der verwendeten Sensorik erfordert eine genaue Kenntnis der Messzeitpunkte zur korrekten sequentiellen Sensorfusion. Um die Messzeitpunkte exakt zu bestimmen, wurde in dieser Arbeit eine Softwarelösung vorgestellt, die mittels eines Kalman-Filters die Messzeitpunkte der verschiedenen Sensoren schätzt. Eine mögliche Änderung der Sensorzykluszeiten wird durch Prozessrauschen modelliert. Das Verfahren wurde erfolgreich für verschiedene, nicht echtzeitfähige Bussysteme eingesetzt. Gegenüber einer hardwarebasierten Lösung hat das Verfahren den Vorteil, dass keine zusätzliche Hardware benötigt wird und es somit auf beliebig viele Sensoren erweitert werden kann.

Durch die sequentielle Fusion der Radarsensordaten konnte eine lückenlose 360°-Objektverfolgung realisiert werden. Die Ergebnisse der präsentierten Sensorfusion dienen dabei zur Abstraktion der sensorbasierten Objektverfolgung von der sensorunabhängigen Objektinterpretation.

Zur Erkennung und Klassifikation verschiedener Unfalltypen wurde die Berechnung von Unfallwahrscheinlichkeiten durch räumliche und zeitliche Projektion untersucht. Mit Hilfe des vorgestellten Verfahrens lassen sich Ort und Zeit eines Unfalls mit dazugehörigen Genauigkeiten unabhängig von der darunterliegenden Systemarchitektur vorhersagen. Im Gegensatz dazu verwendeten bisherige Ansätze nur den Erwartungswert der Objektschätzungen, um deren Kritikalität zu bestimmen, nicht aber deren Streuung. Um ein solches System optimal zu parametrieren, erforderte es bisher ein synchrones Messsystem, in dem das Alter der auszuwertenden Daten in jedem Berechnungsschritt immer gleich ist. Bei Verwendung eines asynchronen Sensorfusionssystems ist die jeweils zum Auswertungszeitpunkt vorhandene Filterinformation jedoch unterschiedlich alt und damit unterschiedlich genau. Durch die vorgestellte räumliche und zeitliche Schätzfehlerpropagation wird die Genauigkeit in die Auslöseentscheidung einbezogen. Dieses Verfahren bildet damit die notwendige Grundlage zur Verwendung asynchroner Sensorsysteme zur Kollisionsdetektion.

Die Erkennung der seitlichen Euro NCAP-Testfälle konnte durch Umsetzung eines Prototypsystems nachgewiesen werden. Die im Rahmen dieser Arbeit gewonnenen Erkenntnisse wurden auch dazu genutzt, das in [56] vorgestellte System zu realisieren, welches in der Lage ist, Front-, Seiten- und Heckunfälle auf Basis von sechs Radarsensoren zu detektieren.

Die Beachtung der rechtlichen Rahmenbedingungen für den Einsatz von Radarsensoren im Automobilbereich [27, 29] macht die Verwendung schmalbandiger Sensoren mit einer im Vergleich zu bisherigen Sensoren 25-fach schlechteren Entfernungsauflösung erforderlich. Bisher wurde die Sensorauflösung für die Objektverfolgung im Automobilbereich nicht weitergehend untersucht. Die Auswertungen in dieser Arbeit zeigen jedoch, dass eine derart eingeschränkte Auflösung bei der Objektverfolgung nicht vernachlässigt werden sollte.

In dieser Arbeit wurde ein Verfahren zur empirischen Ermittlung der Verteilung der Sensorauflösung beschrieben. Anhand dieser Verteilung wurden bekannte Auflösungsmodelle parametriert und validiert. Dabei wurde das Auflösungsmodell von Blackman [9, S. 378], eine generalisierte Form vormals eingeführter Modelle, als zutreffend identifiziert. In dieser Arbeit wurde es erstmals in das JPDAM-Verfahren zur Modellierung der Sensorauflösung integriert. Hierzu wurden die notwendigen Formeln des Modells mathematisch hergeleitet und die verschmolzene Messung als Normalverteilung approximiert.

Eigene Erweiterungen an den verwendeten Verfahren umfassen die Suchbereichseinschränkung, die Gruppenbildung für verschmolzene Messungen und die Berechnung der

Assoziationswahrscheinlichkeiten für beliebig viele Objekte. Mit den vorgestellten Änderungen wurde eine fehlerfreie Objektverfolgung mit den auflösungsbeschränkten Sensoren im Automobilbereich ermöglicht. Sowohl die qualitativen als auch die quantitativen Verbesserungen des vorgeschlagenen Verfahrens wurden mit simulierten und realen Messdaten nachgewiesen.

7.2. Diskussion

In dieser Arbeit wurden die Messdaten der verschiedenen Sendestrahlen des Nahbereichradarsensors in einer Messdatenfusion kombiniert. Damit wurden die Sensordaten so aufbereitet, dass sie mit üblichen Datenassoziationsverfahren genutzt werden können, die von maximal einer Messung pro Objekt ausgehen. Durch die Messdatenfusion werden die Messdaten jedoch frühzeitig und eventuell fehlerhaft zusammengefasst. Um diesen Nachteil zu umgehen, kann die Datenassoziation alternativ so angepasst werden, dass zusätzlich Assoziationsereignisse mit mehreren Messungen desselben Objekts betrachtet werden. Als weitere Möglichkeit kann auch jeder Strahl der Radarsensoren als eigenständiger Sensor aufgefasst und dessen Messdaten sequentiell in die Objektverfolgung eingebracht werden. Dadurch erhöht sich jedoch die Komplexität der Objektverwaltung, da die durch die anfänglich hohen Positionsunsicherheiten bedingten Fehlzuordnungen auszuschließen sind.

Bei der Objektverfolgung sollte, zusätzlich zur Entfernungs- und Winkelmessung, die Dopplergeschwindigkeitsmessung verwendet werden. Die zusätzliche Messgröße kann dazu beitragen, das Schätzergebnis zu verbessern. Ebenso erfordert die vollständige Beschreibung der Sensorauflösung von Radarsensoren die Verwendung aller zur Verfügung stehender Messgrößen. Zur Vermessung der Geschwindigkeitsauflösung sind jedoch aufwändige Testaufbauten bzw. Analysen notwendig, die im Rahmen dieser Arbeit nicht durchgeführt werden konnten.

Aufgrund variabler Frequenzrampen (Dauer und Frequenzhub) des FMCW-Verfahrens ergibt sich eine entsprechend variierende Auflösung aufeinanderfolgender Messungen. Bei der Objektverfolgung wurde dies jedoch nicht berücksichtigt, da die verwendete Frequenzrampe und die entsprechende Sensormessung nicht einander zugeordnet werden konnten. Unter Kenntnis dieser Information kann das vorgestellte Auflösungsmodell variabel parametriert werden, um die tatsächliche Auflösung der jeweiligen Messung zu berücksichtigen.

Die Bestimmungen zur Frequenzzulassung machten die Verwendung schmalbandiger Radarsensoren zur Umfelderfassung erforderlich. Die in dieser Arbeit entwickelten Verfahren ermöglichen, zusammen mit einer darauf abgestimmten Anpassung des Messverfahrens, in Zukunft auch eine alternative Variante zur gesetzlich festgeschriebenen Reduktion der effektiven Bandbreite der Radarsensoren. Dazu können beispielsweise sporadisch Sensormessungen mit erhöhter Bandbreite durchgeführt werden. Die im Mittel genutzte Bandbreite liegt dadurch trotzdem im Bereich der eines schmalbandigen Radarsensors. Durch die höher aufgelösten Messungen und die variable Parametrierung des Auflösungsmodells können die Objektschätzungen der schlechter aufgelösten Messungen gestützt werden. Bei einer im Mittel gleichbleibenden Bandbreite kann dadurch die Güte der Objektverfolgung deutlich gesteigert werden. Damit eine solche Technologie zum Einsatz kommen kann, müssen jedoch die Zulassungsvorschriften entsprechend geändert werden. Die bisherige Frequenzzulassung erlaubt solche Verfahren noch nicht.

7.3. Ausblick

Im Laufe dieser Arbeit haben sich weitere wissenschaftliche Fragestellungen über die bearbeiteten Forschungsschwerpunkte hinaus ergeben. Diese können in Zukunft Gegenstand weiterführender Untersuchungen sein.

Zur Kollisionsdetektion wurde im Abschnitt 5.3 eine Monte-Carlo-Simulation zur Berechnung der räumlichen und zeitlichen Unfallwahrscheinlichkeiten verwendet, um eine möglichst hohe Genauigkeit zu erreichen. Dieses Verfahren ist jedoch linear aufwändig in Bezug zur Anzahl der verwendeten Stützstellen. Die Ressourcen eingebetteter Systeme, wie sie üblicherweise im Automobilumfeld zur Realisierung von Sicherheitsfunktionen eingesetzt werden, sind beschränkt. Eine dadurch erforderlich werdende Reduktion der Verfahrenskomplexität könnte durch eine Linearisierung der Transformationsvorschrift (vgl. EKF) oder eine Technik wie die „Unscented“-Transformation (vgl. UKF) erreicht werden. Die darin verwendeten Approximationen führen jedoch zu zusätzlichen Fehlern. Darum sollte untersucht werden, ob durch diese oder andere geeignete Verfahren eine vergleichbare Genauigkeit wie durch die Monte-Carlo-Simulation erreicht werden kann.

Im Abschnitt 5.4 konnte die Funktion des Fahrzeugseitenschutzes anhand des prototypisch umgesetzten Fahrzeugsicherheitssystems nachgewiesen werden. Bei Erkennung eines auf der Grundlage der 360°-Erfassung und der berechneten Unfallwahrscheinlichkeiten als kritisch eingestuften Objekts aktiviert das System in der heutigen Umsetzung reversible Gurtstraffer. Durch Parametrierung der gewünschten Vorauslösezeit und der Unfallwahrscheinlichkeit können in Zukunft weitere Sicherheitssysteme angesteuert werden. Ein weiterer Forschungsschwerpunkt sollte darin liegen, neuartige vorauslösende Systeme für den Fahrzeugseitenschutz zu untersuchen, die in Verbindung mit dem vorliegenden System genutzt werden können.

Im Abschnitt 6.7 wurden Verfahren zur Auflösungsmodellierung untersucht. Die Auswertung realer Sensordaten zeigte, dass die fehlende Modellierung von Objektverdeckungen die Schätzergebnisse verschlechtert. Verfahren zur gleichzeitigen Zustands- und Existenzschätzung, wie sie in [59–61] beschrieben werden, ermöglichen u. a. die Modellierung dieser Objektverdeckungen. Eine Kombination mit den vorgestellten Verfahren sollte daher Gegenstand weitergehender Forschung sein.

Im Abschnitt 6.7 wurden die Auswirkungen einer Verletzung des Prozessmodells während der Objektverschmelzung auf die Schätzergebnisse des JPDAM-Verfahrens nicht weiter betrachtet. Es ist jedoch zu erwarten, dass dadurch die Modellannahme der verschmolzenen Messung verletzt wird und sich die Ergebnisse entsprechend verschlechtern. In [15] ist gezeigt worden, wie Manöver auf Grundlage von Messdaten auflösungsbeschränkter Sensoren erkannt und verarbeitet werden können. Diese Erweiterungen sollten in die vorgestellten Verfahren integriert werden, um in Zukunft auch diese Situationen zu beherrschen.

Die Modellierung der Auflösungsfähigkeit in Kapitel 6 wurde exemplarisch anhand von Radarsensoren dargestellt, ist aber nicht auf diese beschränkt. Zukünftige Forschungsarbeiten sollten die Übertragbarkeit auf andere Sensortechnologien, wie z. B. Lidarsensoren, untersuchen. Durch die Auflösungsmodellierung können die Schwächen der jeweiligen Sensoren kompensiert werden. In Sensorfusionssystemen, in denen die exakte Modellierung der jeweiligen Sensorcharakteristik eine entscheidende Rolle spielt, ist zu erwarten, dass die Robustheit der Objektverfolgung durch Berücksichtigung der Sensorauflösung entscheidend erhöht werden kann.

Die zunehmende Anzahl an umgebungserfassenden Systemen im Automobilbereich und die permanent steigenden Forderungen nach mehr Sicherheit werden in Zukunft die lückenlose Erfassung des Fahrzeugumfelds zur 360°-Objektverfolgung erfordern. In dieser Arbeit konnte eine mögliche Ausprägung eines solchen Systems und eine darauf basierende Ansteuerung vorauslösender Schutzsysteme erfolgreich dargestellt werden. Damit bildet diese Arbeit die Grundlage für die Weiterentwicklung und Einführung von neuartigen Fahrzeugsicherheitssystemen für einen verbesserten Insassenschutz.

Die gesetzlich bedingte Auflösungsreduktion von Nahbereichsradarsensoren macht die Modellierung der Sensorauflösung für die Objektverfolgung notwendig. Darüber hinaus erfordert die Einbindung von immer mehr Sensoren in umgebungserfassende Systeme sowie die Abstraktion der Objektverfolgung von den darauf basierenden Anwendungen präzise modellierte Sensormodelle. Hierfür leistet diese Arbeit einen entscheidenden Beitrag.

Anhang A.

Mathematische Grundlagen

Erwartungswert und Varianz einer stetigen Zufallsgröße

Für eine stetige Zufallsgröße X berechnet man den Erwartungswert μ, indem man die mit x multiplizierte Dichtefunktion $f(x)$ von $-\infty$ bis ∞ integriert [35, S. 655]:

$$\mu = E(X) = \int_{-\infty}^{\infty} x f(x)\, dx. \tag{A.1}$$

Die Varianz oder Streuung einer stetigen Zufallsgröße X erhält man, indem man die mit dem Quadrat der Abweichung vom Erwartungswert $(x - \mu)$ multiplizierte Dichtefunktion $f(x)$ von $-\infty$ bis ∞ integriert [35, S. 657]:

$$\sigma^2 = E[(X - \mu)^2] = \int_{-\infty}^{\infty} (x - \mu)^2 f(x)\, dx. \tag{A.2}$$

Die Normalverteilung

Ein Zufallsvariable X mit der Verteilungsfunktion

$$P(X \leqslant x) = F(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\,\sigma} \int_{-\infty}^{x} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{t-\mu}{\sigma}\right)^2} dt \tag{A.3}$$

heißt normalverteilt [13, S. 823].

Die Funktion

$$f(x) = \mathcal{N}\left(x;\, \mu, \sigma^2\right) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\,\sigma} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2} \tag{A.4}$$

heißt die Dichte der Normalverteilung [13, S. 823]. Sie nimmt an der Stelle $x = \mu$ ihr Maximum an und hat Wendepunkte bei $\mu \pm \sigma$. Sie wird auch als Gaußsche Dichtefunktion bezeichnet.

Für die Parameter $\mu = 0$ und $\sigma^2 = 1$ ergibt sich die Verteilungsfunktion

$$P(X \leqslant x) = \Phi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{x} e^{-\frac{1}{2}t^2} dt \tag{A.5}$$

der normierten Normalverteilung [13, S. 824]. Ihre Dichtefunktion lautet [13, S. 824]:

$$\varphi(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}t^2}. \tag{A.6}$$

Die Beziehung einer Normalverteilung mit Parametern μ und σ^2 zur Standardnormalverteilung ergibt sich durch:

$$F(x) = \Phi\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right), \tag{A.7}$$

da sich für eine Zufallsvariable mit der Verteilung

$$X \sim \mathcal{N}\left(x;\, \mu, \sigma^2\right) \tag{A.8}$$

durch die Transformation

$$Z = \frac{X-\mu}{\sigma} \tag{A.9}$$

eine standardnormalverteilte Zufallsvariable Z ergibt:

$$P(Z \leqslant z) = P\left(\frac{X-\mu}{\sigma} \leqslant z\right) = P(X \leqslant \sigma z + \mu) = F(\sigma z + \mu) = \Phi(z). \tag{A.10}$$

Poisson-Verteilung

Die Verteilung einer diskreten Zufallsveränderlichen X, bei der

$$P(X = k) = \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda}, \quad k = 0,1,2,\ldots, \quad \lambda > 0 \tag{A.11}$$

ist, heißt Poisson-Verteilung mit dem Parameter λ [13, S. 822].

Multivariate Normalverteilung

Der Zufallsvektor $\mathbf{x}$ heißt p-dimensional normalverteilt mit

$$E(\mathbf{x}) = \boldsymbol{\mu}, \quad E[(\mathbf{x}-\boldsymbol{\mu})^2] = cov(\mathbf{x}) = \boldsymbol{\Sigma}, \quad \mathbf{x} \sim \mathcal{N}(\mathbf{x};\, \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}), \tag{A.12}$$

falls die Dichte durch [30, S. 25]:

$$f(\mathbf{x}) = (2\pi)^{-\frac{p}{2}} |\boldsymbol{\Sigma}|^{-\frac{1}{2}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(\mathbf{x}-\boldsymbol{\mu})^{\mathrm{T}} \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\mathbf{x}-\boldsymbol{\mu})\right\} \tag{A.13}$$

gegeben ist, wobei $\boldsymbol{\Sigma}$ positiv definit ist.

Fehlerfunktion

Die Fehlerfunktion ist definiert als [13, S. 824]:

$$\operatorname{erf}(x) := \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_0^x e^{-t^2} \, \mathrm{d}t. \tag{A.14}$$

Sie steht in folgender Weise mit der Normalverteilung in Zusammenhang:

$$\begin{aligned}
F(x) &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}\,\sigma} \int_{-\infty}^{x} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{t-\mu}{\sigma}\right)^2} \, dt && \text{(A.15)} \\
&= \frac{1}{\sqrt{2\pi}\,\sigma} \int_{-\infty}^{\frac{x-\mu}{\sqrt{2}\sigma}} e^{-u^2} \, du \sqrt{2}\sigma && \text{(A.16)} \\
&= \frac{1}{\sqrt{\pi}} \int_{-\infty}^{\frac{x-\mu}{\sqrt{2}\sigma}} e^{-u^2} \, du && \text{(A.17)} \\
&= \frac{1}{2} \left[\underbrace{\frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_{-\infty}^{0} e^{-u^2} \, du}_{=1} + \underbrace{\frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_{0}^{\frac{x-\mu}{\sqrt{2}\sigma}} e^{-u^2} \, du}_{=\operatorname{erf}\left(\frac{x-\mu}{\sqrt{2}\sigma}\right)} \right] && \text{(A.18)} \\
&= \frac{1}{2} \left[1 + \operatorname{erf}\left(\frac{x-\mu}{\sqrt{2}\sigma} \right) \right]. && \text{(A.19)}
\end{aligned}$$

Für die Gleichheit in Gleichung A.16 wurde die folgende Substitution benutzt:

$$u = \frac{t-\mu}{\sqrt{2}\sigma}, \quad \frac{du}{dt} = \frac{d}{dt}\left(\frac{t-\mu}{\sqrt{2}\sigma}\right) = \frac{1}{\sqrt{2}\sigma}, \quad \Rightarrow dt = du\sqrt{2}\sigma. \tag{A.20}$$

Mit Hilfe der Fehlerfunktion kann also die Verteilungsfunktion einer normalverteilten Zufallsgröße x mit Erwartungswert μ und Standardabweichung σ angegeben werden [89]. Sie wird häufig dazu verwendet, Wahrscheinlichkeiten einer normalverteilten Zufallsvariable x in dem Intervall $[a; b]$ zu berechnen:

$$\begin{aligned}
P(a \leq x \leq b) &= \int_a^b \mathcal{N}\left(x;\, \mu, \sigma^2\right) \, dx && \text{(A.21)} \\
&= \Phi(b) - \Phi(a) && \text{(A.22)} \\
&= \frac{1}{2}\left[1 + \operatorname{erf}\left(\frac{b-\mu}{\sqrt{2}\sigma} \right) \right] - \frac{1}{2}\left[1 + \operatorname{erf}\left(\frac{a-\mu}{\sqrt{2}\sigma} \right) \right] && \text{(A.23)} \\
&= \frac{1}{2}\left[\operatorname{erf}\left(\frac{b-\mu}{\sqrt{2}\sigma} \right) - \operatorname{erf}\left(\frac{a-\mu}{\sqrt{2}\sigma} \right) \right]. && \text{(A.24)}
\end{aligned}$$

Die Ableitung der Fehlerfunktion folgt aus der Definition und lautet:

$$\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}x} \operatorname{erf}(x) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} e^{-x^2}. \tag{A.25}$$

Eine Stammfunktion der Fehlerfunktion lautet:

$$x\,\mathrm{erf}(x) + \frac{e^{-x^2}}{\sqrt{\pi}}. \tag{A.26}$$

Die Fehlerfunktion ist ungerade:

$$\mathrm{erf}(-x) = -\mathrm{erf}(x). \tag{A.27}$$

In einigen Veröffentlichungen [15, 63] wird die Fehlerfunktion abweichend definiert als:

$$\mathrm{erf}^*(x) := \sqrt{\frac{2}{\pi}} \int_0^x e^{-t^2/2}\,dt = \mathrm{erf}\left(\frac{x}{\sqrt{2}}\right). \tag{A.28}$$

Gewichtete Summe unabhängiger, normalverteilter Zufallsvariablen

Sind die Zufallsvariablen X_1, X_2 unabhängig und normalverteilt mit den Parametern μ_1, σ_1^2 bzw. μ_2, σ_2^2, so ist auch die Zufallsvariable $X = k_1X_1 + k_2X_2$ (k_1, k_2 reell, konstant) normalverteilt mit den Parametern [13, S. 823]

$$\mu = k_1\mu_1 + k_2\mu_2, \quad \sigma^2 = k_1^2\sigma_1^2 + k_2^2\sigma_2^2. \tag{A.29}$$

Bedingte normalverteilte Zufallsvariablen

Der bedingte Erwartungswert für die beiden vektorwertigen, normalverteilten Zufallsvariablen $\mathbf{x}$, $\mathbf{z}$ lautet [5, S. 52–54]:

$$E(\mathbf{x} \mid \mathbf{z}) := \hat{\mathbf{x}} = \bar{\mathbf{x}} + \mathbf{P}_{zz}\mathbf{P}_{zz}^{-1}(\mathbf{z} - \bar{\mathbf{z}}). \tag{A.30}$$

Die dazugehörige bedingte Kovarianz lautet [5, S. 52–54]:

$$cov(\mathbf{x} \mid \mathbf{z}) = E\left[(\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}})(\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}})^{\mathrm{T}} \mid \mathbf{z}\right] := \mathbf{P}_{xx|z} = \mathbf{P}_{xx} - \mathbf{P}_{xz}\mathbf{P}_{zz}^{-1}\mathbf{P}_{zx}. \tag{A.31}$$

Dabei sind $\bar{\mathbf{x}}$, $\bar{\mathbf{z}}$ die unbedingten Erwartungswerte und entsprechend $\mathbf{P}_{xx}$, $\mathbf{P}_{zz}$ die unbedingten Varianzen. Die Terme $\mathbf{P}_{xz}$ bzw. $\mathbf{P}_{zx}$ entsprechen den Kovarianzen von $\mathbf{x}$ und $\mathbf{z}$.

Differentiation des bestimmten Integrals mit variabler oberer Grenze

Ein bestimmtes Integral mit variabler oberer Integrationsgrenze $\int_a^x f(t)\,dt$ ist eine stetige Funktion $F(x)$ dieser Integrationsgrenze, d. h. die Stammfunktion des Integranden [13, S. 499]:

$$F'(x) = f(x) \quad \text{oder} \quad \frac{d}{dx}\int_a^x f(t)\,dt = f(x). \tag{A.32}$$

Bedingte Wahrscheinlichkeiten

Die Wahrscheinlichkeit für das Eintreten des Ereignisses B unter der Bedingung, dass das Ereignis A bereits eingetreten ist, die sogenannte bedingte Wahrscheinlichkeit $P(B \mid A)$, wird definiert durch [13, S. 815]:

$$P(B \mid A) = \frac{P(AB)}{P(A)}, \quad P(A) \neq 0. \tag{A.33}$$

Unabhängige Ereignisse A und B liegen vor, wenn [13, S. 815]

$$P(A \mid B) = P(A) \quad \text{und} \quad P(B \mid A) = P(B) \tag{A.34}$$

erfüllt ist. Für sie gilt

$$P(AB) = P(A)P(B). \tag{A.35}$$

Wenn $\mathbf{A}$ eine Ereignismenge ist und die Ereignisse B_i mit $P(B_i) > 0$, $i = 1, \ldots, n$ ein vollständiges Ereignissystem bilden, dann gilt für jedes Ereignis $A \in \mathbf{A}$ (Gesetz der totalen Wahrscheinlichkeit) [13, S. 815]:

$$P(A) = \sum_{i=1}^{n} P(A \mid B_i)P(B_i). \tag{A.36}$$

Zudem gilt (Satz von Bayes) [7]:

$$P(B_k \mid A) = \frac{P(A \mid B_k)P(B_k)}{\sum_{i=1}^{n} P(A \mid B_i)P(B_i)}, \quad k = 1, \ldots, n. \tag{A.37}$$

Die bedingte Wahrscheinlichkeit von B_k wird oft als a-posteriori-Wahrscheinlichkeit, die unbedingte Wahrscheinlichkeit von B_k als a-priori-Wahrscheinlichkeit des Ereignisses A bezeichnet [5, S. 48].

Der Satz von Bayes wird für Zufallsvariablen geschrieben als [5, S. 48]:

$$p(x \mid y) = \frac{p(y \mid x)p(x)}{p(y)} = \frac{p(y \mid x)p(x)}{\int p(y \mid x)p(x)\, dx}. \tag{A.38}$$

In diesem Fall wird die unbedingte Wahrscheinlichkeitsdichte $p(x)$ auch als a-priori-Wahrscheinlichkeitsdichte, die bedingte Wahrscheinlichkeitsdichte $p(x \mid y)$ als a-posteriori-Wahrscheinlichkeitsdichte bezeichnet.

Prädikatabbildung

Wenn $P(n)$ eine logische Funktion ist, dann ist die Notation $[P(n)]$ folgendermaßen definiert [43]:

$$[P(n)] = \begin{cases} 1, & \text{falls } P(n) \text{ wahr ist,} \\ 0, & \text{sonst.} \end{cases} \tag{A.39}$$

Kronecker-Delta

Das Kronecker-Delta ist folgendermaßen definiert [13, S. 276]:

$$\delta_{ij} := \begin{cases} 1, & \text{falls } i = j, \\ 0, & \text{falls } i \neq j. \end{cases} \tag{A.40}$$

Die Variablen i und j sind Elemente einer endlichen Teilmenge der natürlichen Zahlen. Mit der oben definierten Prädikatabbildung gilt die folgende Gleichheit [43]:

$$\delta_{ij} = [i = j]. \tag{A.41}$$

Anzahl der Permutationen mit Wiederholung

Für die Anzahl $P_n^{(k)}$ der Permutationen von n Elementen, darunter k gleichen ($k \leqslant n$), gilt [13, S. 810]:

$$P_n^{(k)} = \frac{n!}{k!}. \tag{A.42}$$

Anhang B.

Herleitungen zur Sensorauflösungsmodellierung

B.1. A-priori-Verschmelzungswahrscheinlichkeit

Im Folgenden wird die in Gleichung 6.35 angegebene a-priori-Verschmelzungswahrscheinlichkeit der Messdimension j hergeleitet. Auf den Index der jeweiligen Dimension der Variablen w_j, σ_{w_j}, C_j, D_j wird der Übersichtlichkeit halber verzichtet.

Die a-priori-Verschmelzungswahrscheinlichkeit ergibt sich aus dem Integral der mit der Auflösungswahrscheinlichkeit P_M gewichteten Dichtefunktion von w. Die Grenzen des Integrals werden durch den Verschmelzungsbereich $[-D, D]$ vorgegeben:

$$P(\mathcal{M}) = \int_{-D}^{D} P_M(w) p(w)\, dw. \tag{B.1}$$

Um das Integral zu evaluieren, wird die stückweise Definition der Verteilungsfunktion der Auflösungswahrscheinlichkeit aus Gleichung 6.18 eingesetzt:

$$\begin{aligned} P(\mathcal{M}) = &\int_{-D}^{-C} \frac{w+D}{D-C} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_w} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{w-\hat{w}}{\sigma_w}\right)^2} dw + \int_{-C}^{C} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_w} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{w-\hat{w}}{\sigma_w}\right)^2} dw \\ &- \int_{C}^{D} \frac{w-D}{D-C} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_w} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{w-\hat{w}}{\sigma_w}\right)^2} dw. \end{aligned} \tag{B.2}$$

Zur Auswertung der drei Integrale in Gleichung B.2 wird jeweils die folgende Substitution verwendet:

$$u = \frac{w-\hat{w}}{\sqrt{2}\sigma_w}, \quad \frac{du}{dw} = \frac{1}{\sqrt{2}\sigma_w}, \quad \Rightarrow dw = \sqrt{2}\sigma_w\, du, \quad w = \sqrt{2}\sigma_w u + \hat{w}. \tag{B.3}$$

Damit ergibt sich für den ersten Term:

$$\int_{-D}^{-C} \frac{w+D}{D-C} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_w} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{w-\hat{w}}{\sigma_w}\right)^2} dw = \int_{-\frac{\hat{w}+D}{\sqrt{2}\sigma_w}}^{-\frac{\hat{w}+C}{\sqrt{2}\sigma_w}} \frac{\hat{w}+D+\sqrt{2}\sigma_w u}{\sqrt{\pi}(D-C)} e^{-u^2} du \tag{B.4}$$

$$= \frac{\hat{w}+D}{2(D-C)} \left(\underbrace{\frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_0^{-\frac{\hat{w}+C}{\sqrt{2}\sigma_w}} e^{-u^2} du}_{=-\mathrm{erf}\left(\frac{\hat{w}+C}{\sqrt{2}\sigma_w}\right)} - \underbrace{\frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_0^{-\frac{\hat{w}+D}{\sqrt{2}\sigma_w}} e^{-u^2} du}_{=-\mathrm{erf}\left(\frac{\hat{w}+D}{\sqrt{2}\sigma_w}\right)} \right) \tag{B.5}$$

$$+ \frac{\sqrt{2}\sigma_w}{\sqrt{\pi}(D-C)} \int_{-\frac{\hat{w}+D}{\sqrt{2}\sigma_w}}^{-\frac{\hat{w}+C}{\sqrt{2}\sigma_w}} u e^{-u^2} du$$

$$= \frac{\hat{w}+D}{2(D-C)} \left[-\mathrm{erf}\left(\frac{\hat{w}+C}{\sqrt{2}\sigma_w}\right) + \mathrm{erf}\left(\frac{\hat{w}+D}{\sqrt{2}\sigma_w}\right) \right] \tag{B.6}$$

$$+ \frac{\sigma_w}{\sqrt{2\pi}(D-C)} \left[-e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{\hat{w}+C}{\sigma_w}\right)^2} + e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{\hat{w}+D}{\sigma_w}\right)^2} \right].$$

Für den zweiten Term folgt:

$$\int_{-C}^{C} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_w} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{w-\hat{w}}{\sigma_w}\right)^2} dw = \frac{1}{2} \int_{-\frac{\hat{w}+C}{\sqrt{2}\sigma_w}}^{-\frac{\hat{w}-C}{\sqrt{2}\sigma_w}} \frac{2}{\sqrt{\pi}} e^{-u^2} du \tag{B.7}$$

$$= \frac{1}{2} \left(\underbrace{\frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_0^{-\frac{\hat{w}-C}{\sqrt{2}\sigma_w}} e^{-u^2} du}_{=-\mathrm{erf}\left(\frac{\hat{w}-C}{\sqrt{2}\sigma_w}\right)} - \underbrace{\frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_0^{-\frac{\hat{w}+C}{\sqrt{2}\sigma_w}} e^{-u^2} du}_{=-\mathrm{erf}\left(\frac{\hat{w}+C}{\sqrt{2}\sigma_w}\right)} \right) \tag{B.8}$$

$$= \frac{1}{2} \left[-\mathrm{erf}\left(\frac{\hat{w}-C}{\sqrt{2}\sigma_w}\right) + \mathrm{erf}\left(\frac{\hat{w}+C}{\sqrt{2}\sigma_w}\right) \right]. \tag{B.9}$$

Für den dritten Term ergibt sich schließlich:

$$-\int_C^D \frac{w-D}{D-C}\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_w}e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{w-\hat{w}}{\sigma_w}\right)^2}\,dw = \int_{-\frac{\hat{w}-D}{\sqrt{2}\sigma_w}}^{-\frac{\hat{w}-C}{\sqrt{2}\sigma_w}} \frac{\hat{w}-D+\sqrt{2}\sigma_w u}{\sqrt{\pi}(D-C)}e^{-u^2}\,du \tag{B.10}$$

$$= \frac{\hat{w}-D}{2(D-C)}\left(\underbrace{\frac{2}{\sqrt{\pi}}\int_0^{-\frac{\hat{w}-C}{\sqrt{2}\sigma_w}} e^{-u^2}\,du}_{=-\mathrm{erf}\left(\frac{\hat{w}-C}{\sqrt{2}\sigma_w}\right)} - \underbrace{\frac{2}{\sqrt{\pi}}\int_0^{-\frac{\hat{w}-D}{\sqrt{2}\sigma_w}} e^{-u^2}\,du}_{=-\mathrm{erf}\left(\frac{\hat{w}-D}{\sqrt{2}\sigma_w}\right)}\right)$$
$$+ \frac{\sqrt{2}\sigma_w}{\sqrt{\pi}(D-C)}\left(\underbrace{\int_0^{-\frac{\hat{w}-C}{\sqrt{2}\sigma_w}} ue^{-u^2}\,du}_{=\frac{1}{2}-\frac{1}{2}e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{\hat{w}-C}{\sigma_w}\right)^2}} - \underbrace{\int_0^{\frac{-\hat{w}-D}{\sqrt{2}\sigma_w}} ue^{-u^2}\,du}_{=\frac{1}{2}-\frac{1}{2}e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{\hat{w}-D}{\sigma_w}\right)^2}}\right) \tag{B.11}$$

$$= \frac{\hat{w}-D}{2(D-C)}\left[\mathrm{erf}\left(\frac{\hat{w}-D}{\sqrt{2}\sigma_w}\right) - \mathrm{erf}\left(\frac{\hat{w}-C}{\sqrt{2}\sigma_w}\right)\right]$$
$$+ \frac{\sigma_w}{\sqrt{2\pi}(D-C)}\left[e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{\hat{w}-D}{\sigma_w}\right)^2} - e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{\hat{w}-C}{\sigma_w}\right)^2}\right]. \tag{B.12}$$

Fasst man die drei Terme zusammen, so ergibt sich das gesuchte Integral wie in Gleichung 6.36 angegeben.

B.2. Bedingte Verschmelzungswahrscheinlichkeit

Im Folgenden wird die in Gleichung 6.37 angegebene bedingte Verschmelzungswahrscheinlichkeit der Messdimension j hergeleitet. Dabei wird wiederum der Übersichtlichkeit halber auf den Index der jeweiligen Dimension der Variablen z_{0j}, z_{1j}, z_{2j}, w_j, σ_{w_j}, C_j, D_j verzichtet.

Die bedingte Verschmelzungswahrscheinlichkeit ergibt sich analog zu Gleichung B.1, wobei hier nun das Integral der mit der bedingten Auflösungswahrscheinlichkeit $P_M(w \mid z_0)$ gewichteten bedingten Dichtefunktion $p(w \mid z_0)$ gebildet wird:

$$q(z_0) = p(\mathcal{M} \mid z_0) = \int_{-D}^{D} P_M(w \mid z_0)p(w \mid z_0)\,dw. \tag{B.13}$$

Da z_1, z_2 und z_0 als normalverteilt angenommen werden, folgt aus dem Zusammenhang

$$w = z_1 - z_2 = (z_0 - z_2)/\alpha, \tag{B.14}$$

dass die Dichtefunktion $p(w \mid z_0)$ ebenfalls normalverteilt sein muss. Sie kann damit geschrieben werden als:

$$p(w \mid z_0) = \mathcal{N}\left(w;\, m_{w|z_0}, \sigma^2_{w|z_0}\right), \tag{B.15}$$

mit den Parametern

$$m_{w|z_0} = m_{z_1|z_0} - m_{z_2|z_0}, \tag{B.16}$$

$$\sigma^2_{w|z_0} = \frac{1}{\alpha^2}\sigma^2_{z_2|z_0}. \tag{B.17}$$

Die obigen Formeln ergeben sich direkt aus der Summe zweier unabhängiger Zufallsvariablen nach Gleichung A.29. Um sie näher zu bestimmen, werden die Variablen $m_{z_1|z_0}$, $m_{z_2|z_0}$ und $\sigma^2_{z_2|z_0}$ benötigt. Diese ergeben sich wiederum als bedingter Erwartungswert nach Gleichung A.30 bzw. bedingte Varianz nach Gleichung A.31. Für $m_{z_1|z_0}$ ergibt sich:

$$m_{z_1|z_0} = E[z_1 \mid z_0] = \bar{z}_1 + \mathbf{P}_{z_1z_0}/\sigma_0^2(z_0 - \hat{z}_0) = \hat{z}_1 + \frac{\alpha\sigma_1^2}{\sigma_0^2}(z_0 - \hat{z}_0). \tag{B.18}$$

Für die Kovarianz $\mathbf{P}_{z_1z_0}$ wird dabei der folgende Zusammenhang ausgenutzt:

$$\begin{aligned}
\mathbf{P}_{z_1z_0} &= cov(z_1, z_0) && \text{(B.19)}\\
&= E[(z_1 - \hat{z}_1)(z_0 - \hat{z}_0)] && \text{(B.20)}\\
&= E[(z_1 - \hat{z}_1)(\alpha z_1 + (1-\alpha)z_2 - \alpha\hat{z}_1 - (1-\alpha)\hat{z}_2] && \text{(B.21)}\\
&= E[\alpha(z_1 - \hat{z}_1)] + E[(1-\alpha)(z_1 - \hat{z}_1)(z_2 - \hat{z}_2)] && \text{(B.22)}\\
&= \alpha \underbrace{var(z_1)}_{=\sigma_1^2} + (1-\alpha)\underbrace{cov(z_1, z_2)}_{=0} && \text{(B.23)}\\
&= \alpha\sigma_1^2. && \text{(B.24)}
\end{aligned}$$

Die letzte Gleichheit folgt aus der Unabhängigkeit der Zufallsvariablen z_1 und z_2. Daher ist deren Kovarianz Null.

Analog dazu ergibt sich für $m_{z_2|z_0}$:

$$m_{z_2|z_0} = E[z_2 \mid z_0] = \bar{z}_2 + \mathbf{P}_{z_2z_0}/\sigma_0^2(z_0 - \hat{z}_0) = \hat{z}_2 + \frac{(1-\alpha)\sigma_2^2}{\sigma_0^2}(z_0 - \hat{z}_0), \tag{B.25}$$

mit der Kovarianz $\mathbf{P}_{z_2z_0}$, die wie oben bestimmt wird:

$$\mathbf{P}_{z_2z_0} = cov(z_2, z_0) = (1-\alpha)\sigma_2^2. \tag{B.26}$$

Nun wird noch die bedingte Varianz $\sigma^2_{z_2|z_0}$ gesucht. Sie ergibt sich nach Gleichung A.31 zu:

$$\begin{aligned}
\sigma^2_{z_2|z_0} &= E[(z_2 - \hat{z}_2)^2 \mid z_0] && \text{(B.27)}\\
&= \sigma_2^2 - \frac{cov(z_2, z_0)}{\sigma_0^2} cov(z_0, z_2) && \text{(B.28)}\\
&= \sigma_2^2 - \frac{[(1-\alpha)\sigma_2^2]^2}{\sigma_0^2} && \text{(B.29)}\\
&= \frac{\alpha^2\sigma_1^2\sigma_2^2}{\sigma_0^2}. && \text{(B.30)}
\end{aligned}$$

Dabei wird die Kovarianz von $cov(z_2, z_0)$ verwendet, wie weiter oben angegeben. Die letzte Gleichheit ergibt sich aus der Definition von σ_0^2.

Das Einsetzen der bedingten Erwartungswerte in Gleichung B.16 ergibt:

$$m_{w|z_0} = \hat{z}_1 - \hat{z}_2 + \frac{\alpha\sigma_1^2 - (1-\alpha)\sigma_2^2}{\sigma_0^2}(z_0 - \hat{z}_0). \tag{B.31}$$

Zur abkürzenden Schreibweise wird der Term

$$k := \frac{\alpha\sigma_1^2 - (1-\alpha)\sigma_2^2}{\sigma_0^2} \tag{B.32}$$

definiert, so dass sich obige Gleichung folgendermaßen schreiben lässt:

$$m_{w|z_0} = \hat{w} + k(z_0 - \hat{z}_0). \tag{B.33}$$

Analog ergibt sich für die bedingte Kovarianz in Gleichung B.17:

$$\sigma^2_{w|z_0} = \frac{\sigma_1^2\sigma_2^2}{\sigma_0^2}. \tag{B.34}$$

Damit ergibt sich das gesuchte Integral aus Gleichung B.13 einfach durch Einsetzen der oben bestimmten Werte in Gleichung 6.36. Die Gleichung 6.42 zeigt das Ergebnis.

B.3. Approximation als Normalverteilung

Abschnitt 6.5 zeigt, dass sich die Dichtefunktion der verschmolzenen Messung folgendermaßen berechnen lässt:

$$g(\mathbf{z}_0) = p(\mathbf{z}_0)\frac{q(\mathbf{z}_0)}{P(\mathcal{M})} = \prod_{j=1}^{M} p(z_{0j})\frac{q(z_{0j})}{P_j(\mathcal{M}_j)}. \tag{B.35}$$

Die dazu notwendigen Terme $p(\mathbf{z}_0)$, $P(\mathcal{M})$ und $q(\mathbf{z}_0)$ sind jeweils in den Gleichungen 6.28, 6.36 und 6.42 angegeben. Im Folgenden wird die Dichtefunktion durch eine Normalverteilung approximiert und deren Erwartungswert und Varianz bestimmt. Bei den Herleitungen wird der Übersichtlichkeit halber wiederum auf die Angabe des dimensionsspezifischen Index j verzichtet.

Approximation des Erwartungswertes

Für die Funktion $g(z_0)$ gilt:

$$\lim_{z_0\to\infty} g(z_0) = 0, \qquad \lim_{z_0\to-\infty} g(z_0) = 0. \tag{B.36}$$

Dies folgt aus den Eigenschaften der betreffenden Unterterme:

$$\lim_{x\to\infty} e^{-\frac{1}{2}x^2} = 0, \quad \lim_{x\to-\infty} e^{-\frac{1}{2}x^2} = 0, \tag{B.37}$$

$$\lim_{x\to\infty} \operatorname{erf}(x) = 1, \quad \lim_{x\to-\infty} \operatorname{erf}(x) = -1. \tag{B.38}$$

Damit kann man wie in [15] schreiben:

$$\int_{-\infty}^{\infty} g'(z_0)\, dz_0 = g(\infty) - g(-\infty) = 0. \tag{B.39}$$

Über die Produktregel folgt dann:

$$\int_{-\infty}^{\infty} \left[p'(z_0)\frac{q(z_0)}{P(\mathcal{M})} + p(z_0)\frac{q'(z_0)}{P(\mathcal{M})} \right] dz_0 = 0. \tag{B.40}$$

Die Ableitung von $p(z_0)$ ergibt:

$$p'(z_0) = -\frac{z_0 - \hat{z}_0}{\sigma_0^2} p(z_0). \tag{B.41}$$

Setzt man diesen Term nun in Gleichung B.40 ein, so kann die Gleichung nach dem gesuchten ersten Moment $\bar{z}_0$ von $g(z_0)$ umgestellt werden:

$$\int_{-\infty}^{\infty} -\frac{(z_0 - \hat{z}_0)}{\sigma_0^2} p(z_0)\frac{q(z_0)}{P(\mathcal{M})}\, dz_0 + \int_{-\infty}^{\infty} p(z_0)\frac{q'(z_0)}{P(\mathcal{M})}\, dz_0 = 0 \tag{B.42}$$

$$\Leftrightarrow \underbrace{\int_{-\infty}^{\infty} z_0 p(z_0)\frac{q(z_0)}{P(\mathcal{M})}\, dz_0}_{=\bar{z}_0} - \hat{z}_0 \underbrace{\int_{-\infty}^{\infty} p(z_0)\frac{q(z_0)}{P(\mathcal{M})}\, dz_0}_{=1} = \sigma_0^2 \int_{-\infty}^{\infty} p(z_0)\frac{q'(z_0)}{P(\mathcal{M})}\, dz_0 \tag{B.43}$$

$$\Leftrightarrow \bar{z}_0 = \hat{z}_0 + \sigma_0^2 \int_{-\infty}^{\infty} p(z_0)\frac{q'(z_0)}{P(\mathcal{M})}\, dz_0. \tag{B.44}$$

In Gleichung B.43 wird ausgenutzt, dass der Wert $\bar{z}_0$ der Definition des Erwartungswerts einer Wahrscheinlichkeitsdichte nach Gleichung A.1 entspricht und dass deren Integral 1 ergibt. Zur Bestimmung der obigen Formel muss nun noch das Integral in Gleichung B.44 angegeben werden. Dazu wird zunächst der Term $q'(z_0)$ durch Ableitung von $q(z_0)$ aus Gleichung 6.42 bestimmt. Die bei der Differentiation erhaltenen Exponentialterme kürzen sich dabei vollständig heraus, so dass sich ergibt:

$$q'(z_0) = \frac{k}{2(D-C)} \left[-\operatorname{erf}(C_1) + \operatorname{erf}(D_1) + \operatorname{erf}(D_2) - \operatorname{erf}(C_2) \right]. \tag{B.45}$$

Dieser Term wird zusammen mit $p(z_0)$ in das Integral aus Gleichung B.44 eingesetzt:

$$\begin{aligned}&\int_{-\infty}^{\infty} p(z_0)\frac{q'(z_0)}{P(\mathcal{M})}\,dz_0\\ &= \frac{k}{2(D-C)P(\mathcal{M})}\frac{1}{\sqrt{2\pi}\,\sigma_0}\int_{-\infty}^{\infty} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{z_0-\hat{z}_0}{\sigma_0}\right)^2}\left[-\operatorname{erf}(C_1)+\operatorname{erf}(D_1)+\operatorname{erf}(D_2)-\operatorname{erf}(C_2)\right]\,dz_0.\end{aligned} \tag{B.46}$$

In [15, 63] wird nachgewiesen, dass:

$$\frac{1}{\sqrt{2\pi}\,\sigma_0}\int_{-\infty}^{\infty} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{z_0-\hat{z}_0}{\sigma_0}\right)^2}\operatorname{erf}\left(\frac{m_{w|z_0}+D}{\sqrt{2}\,\sigma_{w|z_0}}\right)dz_0 = \operatorname{erf}\left(\frac{\hat{w}+D}{\sqrt{2}\,\sigma_w}\right). \tag{B.47}$$

Hierzu wird u. a. die Gleichheit:

$$\sigma_w^2 = \sigma_{w|z_0}^2 + \sigma_0^2 k^2 \tag{B.48}$$

ausgenutzt, welche sich wie folgt aus der Definition von k und σ_0^2 ergibt:

$$\sigma_{w|z_0}^2 + \sigma_0^2 k^2 \tag{B.49}$$

$$= \frac{\sigma_1^2\sigma_2^2}{\sigma_0^2} + \sigma_0^2\left(\frac{\alpha\sigma_1^2-(1-\alpha)\sigma_2^2}{\sigma_0^2}\right)^2 \tag{B.50}$$

$$= \frac{\sigma_1^2\sigma_2^2 + (\alpha\sigma_1^2-(1-\alpha)\sigma_2^2)^2}{\sigma_0^2} \tag{B.51}$$

$$= \frac{\sigma_1^2\sigma_2^2 + (\alpha\sigma_1^2-(1-\alpha)\sigma_2^2)^2}{\alpha^2\sigma_1^2+(1-\alpha)^2\sigma_2^2} \tag{B.52}$$

$$= \frac{\sigma_1^2\sigma_2^2 + \alpha^2\sigma_1^4 - 2\alpha\sigma_1^2(1-\alpha)\sigma_2^2 + (1-\alpha)^2\sigma_2^4}{\alpha^2\sigma_1^2+(1-\alpha)^2\sigma_2^2} \tag{B.53}$$

$$= \frac{(\sigma_1^2+\sigma_2^2)(\alpha^2\sigma_1^2+(1-\alpha)^2\sigma_2^2)}{\alpha^2\sigma_1^2+(1-\alpha)^2\sigma_2^2} \tag{B.54}$$

$$= \sigma_1^2 + \sigma_2^2 \tag{B.55}$$

$$= \sigma_w^2. \tag{B.56}$$

Unter Verwendung von Gleichung B.47 ergibt sich für Gleichung B.46:

$$\begin{aligned}&\int_{-\infty}^{\infty} p(z_0)\frac{q'(z_0)}{P(\mathcal{M})}\,dz_0 =\\ &\frac{k}{2(D-C)P(\mathcal{M})}\left[-\operatorname{erf}\left(\frac{\hat{w}+C}{\sqrt{2}\,\sigma_w}\right)+\operatorname{erf}\left(\frac{\hat{w}+D}{\sqrt{2}\,\sigma_w}\right)+\operatorname{erf}\left(\frac{\hat{w}-D}{\sqrt{2}\,\sigma_w}\right)-\operatorname{erf}\left(\frac{\hat{w}-C}{\sqrt{2}\,\sigma_w}\right)\right].\end{aligned} \tag{B.57}$$

Setzt man das nun bestimmte Integral in Gleichung B.44 ein, so ergibt sich der approximierte Erwartungswert der verschmolzenen Messung zu:

$$\bar{z}_0 = \hat{z}_0 + \sigma_0^2 \frac{k}{2(D-C)P(\mathcal{M})} \left[-\operatorname{erf}\left(\frac{\hat{w}+C}{\sqrt{2}\,\sigma_w}\right) + \operatorname{erf}\left(\frac{\hat{w}+D}{\sqrt{2}\,\sigma_w}\right) + \operatorname{erf}\left(\frac{\hat{w}-D}{\sqrt{2}\,\sigma_w}\right) - \operatorname{erf}\left(\frac{\hat{w}-C}{\sqrt{2}\,\sigma_w}\right) \right]. \quad \text{(B.58)}$$

Approximation der Varianz

Die Varianz der in Gleichung B.35 gezeigten Dichtefunktion lässt sich nach Gleichung A.2 folgendermaßen berechnen:

$$\bar{\sigma}^2 = \int_{-\infty}^{\infty} z_0^2 p(z_0) \frac{q(z_0)}{P(\mathcal{M})}\, dz_0 - (\bar{z}_0)^2. \quad \text{(B.59)}$$

Laut [63] gilt der folgende Zusammenhang:

$$\int_{-\infty}^{\infty} [p(z_0)q(z_0)]''\, dz_0 = 0. \quad \text{(B.60)}$$

Durch zweifache Anwendung der Produktregel ergibt sich dann:

$$\Leftrightarrow \int_{-\infty}^{\infty} [p''(z_0)q(z_0) + p'(z_0)q'(z_0) + p'(z_0)q'(z_0) + p(z_0)q''(z_0)]\, dz_0 = 0. \quad \text{(B.61)}$$

Zur näheren Bestimmung dieser Gleichung wird zunächst die zweite Ableitung von $p(z_0)$ aus Gleichung B.41 gebildet:

$$p''(z_0) = \left[-\frac{z_0 - \hat{z}_0}{\sigma_0^2} p(z_0) \right]' \quad \text{(B.62)}$$

$$= \left[-\frac{z_0 - \hat{z}_0}{\sigma_0^2} \right]' p(z_0) - \frac{z_0 - \hat{z}_0}{\sigma_0^2} p'(z_0) \quad \text{(B.63)}$$

$$= -\frac{1}{\sigma_0^2} p(z_0) - \frac{z_0 - \hat{z}_0}{\sigma_0^2} \cdot -\frac{z_0 - \hat{z}_0}{\sigma_0^2} p(z_0) \quad \text{(B.64)}$$

$$= \left[\frac{(z_0 - \hat{z}_0)^2}{\sigma_0^4} - \frac{1}{\sigma_0^2} \right] p(z_0). \quad \text{(B.65)}$$

Die dritte Gleichheit ergibt sich dabei durch Einsetzen der bereits in Gleichung B.41 bestimmten ersten Ableitung von $p(z_0)$.

Der letzte Summand aus Gleichung B.61 lässt sich durch partielle Integration folgendermaßen umformen:

$$\int_{-\infty}^{\infty} p(z_0)q''(z_0)\,dz_0 = \underbrace{p(z_0)q'(z_0)|_{-\infty}^{\infty}}_{=0} - \int_{-\infty}^{\infty} p'(z_0)q'(z_0)\,dz_0 \tag{B.66}$$

$$= -\int_{-\infty}^{\infty} p'(z_0)q'(z_0)\,dz_0. \tag{B.67}$$

Wie bereits weiter oben für die gleichen Subterme gezeigt, ergibt der linke Term auf der rechten Seite der Gleichung B.66 nach Grenzwertbildung gegen $+\infty$ und $-\infty$ Null. Somit vereinfacht sich Gleichung B.61 zu:

$$\Leftrightarrow \int_{-\infty}^{\infty} [p''(z_0)q(z_0) + p'(z_0)q'(z_0)]\,dz_0 = 0. \tag{B.68}$$

Ersetzt man nun $p''(z_0)$ mit dem Ergebnis aus Gleichung B.65 und $p'(z_0)$ mit dem Ergebnis aus Gleichung B.41, so ergibt die obige Gleichung:

$$\Leftrightarrow \int_{-\infty}^{\infty} \left[\frac{(z_0-\hat{z}_0)^2}{\sigma_0^4} - \frac{1}{\sigma_0^2}\right] p(z_0)q(z_0) - \frac{z_0-\hat{z}_0}{\sigma_0^2} p(z_0)q'(z_0)\,dz_0 = 0 \tag{B.69}$$

$$\Leftrightarrow \int_{-\infty}^{\infty} \left[(z_0-\hat{z}_0)^2 - \sigma_0^2\right] p(z_0)q(z_0)\,dz_0 = \sigma_0^2 \int_{-\infty}^{\infty} (z_0-\hat{z}_0)p(z_0)q'(z_0)\,dz_0 \tag{B.70}$$

$$\Leftrightarrow \int_{-\infty}^{\infty} z_0^2 p(z_0)\frac{q(z_0)}{P(\mathcal{M})}\,dz_0 = 2\hat{z}_0 \underbrace{\int_{-\infty}^{\infty} z_0 p(z_0)\frac{q(z_0)}{P(\mathcal{M})}\,dz_0}_{=\bar{z}_0} - \hat{z}_0^2 \underbrace{\int_{-\infty}^{\infty} p(z_0)\frac{q(z_0)}{P(\mathcal{M})}\,dz_0}_{=1} \tag{B.71}$$

$$+ \sigma_0^2 \underbrace{\int_{-\infty}^{\infty} p(z_0)\frac{q(z_0)}{P(\mathcal{M})}\,dz_0}_{=1} + \sigma_0^2 \int_{-\infty}^{\infty} (z_0-\hat{z}_0)p(z_0)\frac{q'(z_0)}{P(\mathcal{M})}\,dz_0 \tag{B.72}$$

$$\Leftrightarrow \int_{-\infty}^{\infty} z_0^2 p(z_0)\frac{q(z_0)}{P(\mathcal{M})}\,dz_0 = -\hat{z}_0^2 + 2\hat{z}_0\bar{z}_0 + \sigma_0^2 + \sigma_0^2 \int_{-\infty}^{\infty} (z_0-\hat{z}_0)p(z_0)\frac{q'(z_0)}{P(\mathcal{M})}\,dz_0. \tag{B.73}$$

Dabei werden dieselben Vereinfachungen wie in Gleichung B.43 ausgenutzt.

Das Integral auf der rechten Seite der Gleichung B.73 wird nun weiter evaluiert. Zusammen mit Gleichung B.41 ergibt sich:

$$\int_{-\infty}^{\infty} (z_0-\hat{z}_0)p(z_0)\frac{q'(z_0)}{P(\mathcal{M})}\,dz_0 = -\frac{\sigma_0^2}{P(\mathcal{M})} \int_{-\infty}^{\infty} p'(z_0)q'(z_0)\,dz_0 \tag{B.74}$$

$$= \frac{\sigma_0^2}{P(\mathcal{M})} \int_{-\infty}^{\infty} p(z_0)q''(z_0)\,dz_0. \tag{B.75}$$

Die letzte Gleichheit folgt aus Gleichung B.67. Um den Term weiter zu bestimmen, wird die zweifache Ableitung von $q(z_0)$ benötigt. Durch nochmalige Ableitung der bereits in Gleichung B.45 bestimmten ersten Ableitung ergibt sich:

$$q''(z_0) = \frac{k^2}{\sqrt{2\pi}\,\sigma_{w|z_0}(D-C)}\left(-e^{-C_1^2} + e^{-D_1^2} + e^{-D_2^2} - e^{-C_2^2}\right). \tag{B.76}$$

Mit den obigen Ergebnissen lässt sich Gleichung B.67 nun folgendermaßen umformen:

$$\int_{-\infty}^{\infty} (z_0 - \hat{z}_0) p(z_0) \frac{q'(z_0)}{P(\mathcal{M})}\, dz_0 \tag{B.77}$$

$$= \frac{\sigma_0^2}{P(\mathcal{M})} \int_{-\infty}^{\infty} p(z_0) q''(z_0)\, dz_0 \tag{B.78}$$

$$\begin{aligned} = &\frac{\sigma_0^2}{P(\mathcal{M})} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\,\sigma_0} e^{-\frac{1}{2}\frac{(z_0 - \hat{z}_0)^2}{\sigma_0^2}} \\ &\cdot \frac{k^2}{\sqrt{2\pi}\,\sigma_{w|z_0}(D-C)} \left[-e^{-C_1^2} + e^{-D_1^2} + e^{-D_2^2} - e^{-C_2^2}\right] dz_0. \end{aligned} \tag{B.79}$$

Im Folgenden wird die Funktion in Gleichung B.79 für den Exponentialterm mit $-C_1^2$ im Argument hergeleitet. Die Rechnung erfolgt für die übrigen Terme analog. Durch das Ausklammern einiger konstanter Terme und die Substitution von $u = z_0 - \hat{z}_0$ ergibt sich:

$$\frac{\sigma_0^2}{P(\mathcal{M})} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\,\sigma_0} e^{-\frac{1}{2}\frac{(z_0 - \hat{z}_0)^2}{\sigma_0^2}} \frac{k^2}{\sqrt{2\pi}\,\sigma_{w|z_0}(D-C)} - e^{-C_1^2}\, dz_0 \tag{B.80}$$

$$= -\frac{k^2\sigma_0^2}{\sqrt{2\pi}(D-C)P(\mathcal{M})} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\,\sigma_0\sigma_{w|z_0}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{u}{\sigma_0}\right)^2} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{\hat{w}+ku+C}{\sigma_{w|z_0}}\right)^2} du. \tag{B.81}$$

Ausmultiplizieren des Exponenten des zweiten Exponentialterms, Ausklammern des konstanten Exponentialterms und Zusammenfassen der beiden verbleibenden Exponentialterme ergibt:

$$= -\frac{k^2\sigma_0^2}{\sqrt{2\pi}(D-C)P(\mathcal{M})} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{\hat{w}+C}{\sigma_{w|z_0}}\right)^2} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\,\sigma_0\sigma_{w|z_0}} e^{-\frac{1}{2}\frac{(k^2\sigma_0^2+\sigma_{w|z_0}^2)u^2 + 2k\sigma_0^2(\hat{w}+C)u}{\sigma_0^2\sigma_{w|z_0}^2}} du. \tag{B.82}$$

Eine weitere Substitution mit $v = \sqrt{k^2\sigma_0^2 + \sigma_{w|z_0}^2}\,u$, Erweiterung zur Anwendung der ersten binomischen Formel und Ausklammern des neuen konstanten Exponentialterms ergeben:

$$\begin{aligned} &= -\frac{k^2\sigma_0^2}{\sqrt{2\pi}(D-C)P(\mathcal{M})}\frac{1}{\sqrt{k^2\sigma_0^2+\sigma_{w|z_0}^2}}e^{-\frac{1}{2}\frac{(\hat{w}+C)^2(\sigma_{w|z_0}^2+k^2\sigma_0^2-k^2\sigma_0^2)}{\sigma_{w|z_0}^2(k^2\sigma_0^2+\sigma_{w|z_0}^2)}} \\ &\qquad \int_{-\infty}^{\infty}\frac{1}{\sqrt{2\pi}\,\sigma_0\sigma_{w|z_0}}e^{-\frac{1}{2}\frac{\left(v+\frac{k^2\sigma_0^2(\hat{w}+C)}{\sqrt{k^2\sigma_0^2+\sigma_{w|z_0}^2}}\right)^2}{\sigma_0^2\sigma_{w|z_0}^2}}\,dv. \end{aligned} \tag{B.83}$$

Eine weitere Substitution mit

$$x = v + \frac{k^2\sigma_0^2(\hat{w}+C)}{\sqrt{k^2\sigma_0^2+\sigma_{w|z_0}^2}} \tag{B.84}$$

führt zu:

$$= -\frac{k^2\sigma_0^2}{\sqrt{2\pi}(D-C)P(\mathcal{M})}\frac{1}{\sqrt{k^2\sigma_0^2+\sigma_{w|z_0}^2}}e^{-\frac{1}{2}\frac{(\hat{w}+C)^2}{k^2\sigma_0^2+\sigma_{w|z_0}^2}}\underbrace{\int_{-\infty}^{\infty}\frac{1}{\sqrt{2\pi}\,\sigma_0\sigma_{w|z_0}}e^{-\frac{1}{2}\frac{x^2}{\sigma_0^2\sigma_{w|z_0}^2}}\,dx}_{=1}. \tag{B.85}$$

Das Integral in der vorhergehenden Formel ergibt nach Definition einer Wahrscheinlichkeitsdichte mit den Parametern $\mu = 0$ und $\sigma = \sigma_0\sigma_{w|z_0}$ den Wert 1.

Leitet man die fehlenden Terme aus Gleichung B.79 analog her, so ergibt sich mit der Vereinfachung aus Gleichung B.48 insgesamt:

$$\int_{-\infty}^{\infty}(z_0-\hat{z}_0)p(z_0)\frac{q'(z_0)}{P(\mathcal{M})}\,dz_0 \tag{B.86}$$

$$= \frac{k^2\sigma_0^2}{\sqrt{2\pi}\,\sigma_w(D-C)P(\mathcal{M})}\left[-e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{\hat{w}+C}{\sigma_w}\right)^2}+e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{\hat{w}+D}{\sigma_w}\right)^2}+e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{\hat{w}-D}{\sigma_w}\right)^2}-e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{\hat{w}-C}{\sigma_w}\right)^2}\right]. \tag{B.87}$$

Zieht man von Gleichung B.73 das Quadrat des approximierten Erwartungswertes $\bar{z}_0$ ab, so ergibt sich die Definition der Varianz einer Wahrscheinlichkeitsdichte. Setzt man darin das obige Ergebnis ein, so erhält man schließlich die gesuchte approximierte Varianz:

$$\bar{\sigma}_0^2 = \int_{-\infty}^{\infty}z_0^2p(z_0)\frac{q(z_0)}{P(\mathcal{M})}\,dz_0 - \bar{z}_0^2 \tag{B.88}$$

$$\begin{aligned} &= \sigma_0^2\Bigg(1+\frac{k^2\sigma_0^2}{\sqrt{2\pi}\,\sigma_w(D-C)P(\mathcal{M})} \\ &\quad \left[-e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{\hat{w}+C}{\sigma_w}\right)^2}+e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{\hat{w}+D}{\sigma_w}\right)^2}+e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{\hat{w}-D}{\sigma_w}\right)^2}-e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{\hat{w}-C}{\sigma_w}\right)^2}\right]\Bigg)-(\hat{z}_0-\bar{z}_0)^2. \end{aligned} \tag{B.89}$$

Abkürzungsverzeichnis

ABS	Antiblockiersystem
ACC	Adaptive Cruise Control
AIS	Abbreviated Injury Scale
CAN	Controller Area Network
CEPT	Conférence Européenne des Administrations des Postes et des Télécommunications
EKF	Extended Kalman Filter
ESC	Electronic Stability Control
Euro NCAP	European New Car Assessment Programme
FCC	Federal Communications Commission
FMCW	Frequency Modulated Continuous Wave
FSK	Frequency Shift Keying
GNN	Global Nearest Neighbour
ISM	Industrial, Scientific and Medical
ITU	International Telecommunication Union
JPDA	Joint Probabilistic Data Association
JPDAM	Joint Probabilistic Data Association with Possibly Merged Measurements
Lidar	Light Detection and Ranging
LRR	Long Range Radar
MHT	Multiple Hypotheses Tracking
MMR	Multi Mode Radar

NEES ..... Normalized Estimation Error Squared

NIS ..... Normalized Innovation Squared

NNSF ..... Nearest Neighbour Standard Filter

PDA ..... Probabilistic Data Association

RADAR ..... Radio Detection and Ranging

RCS ..... Radar Cross Section

SARA ..... Strategic Automotive Radar Frequency Allocation

SRR ..... Short Range Radar

TTC ..... Time to Collision

UKF ..... Unscented Kalman Filter

USB ..... Universal Serial Bus

UWB ..... Ultra Wide Band

Symbolverzeichnis

Lateinische Symbole

c ..... Lichtgeschwindigkeit

d_{MH} ..... Mahalanobis-Distanz

d_{np} ..... Normalisierter Positionsfehler

d_p ..... Positionsfehler

f ..... Frequenz

f_0 ..... Trägerfrequenz

f_c ..... Frequenzhub, Chirpfrequenz

f_d ..... Frequenzverschiebung

$_k$ ..... Index eines diskreten Zeitschritts

$_{k|k-1}$ oder $_{k-}$ ..... Index für eine a-priori-Schätzung

$_{k|k}$ oder $_k$ ..... Index für eine a-posteriori-Schätzung

r ..... Radialentfernung

$\dot{r}$ ..... Radialgeschwindigkeit

s ..... Signalstärke

t ..... Zeit

u ..... Steuergröße

x ..... Systemzustand

z ..... Systemausgabe, Messung

A ..... Amplitude

B ..... Bandbreite

C_R ..... Parameter eines Auflösungsmodells

D_R ..... Parameter eines Auflösungsmodells

T_M ..... Dauer einer Messung

$U_{1:k}$ ..... Menge von Steuergrößen der Zeitschritte 1 bis k

V ..... Volumen

X ..... Menge von Objekten

Z ..... Menge von Messungen

Z_k ..... Menge der Messungen zum Zeitschritt k

$Z_{1:k}$ ..... Menge der Messungen der Zeitschritte 1 bis k

Griechische Symbole

α_R ..... Parameter eines Auflösungsmodells

β_{ij} ..... Zuweisungswahrscheinlichkeit von Messung z_j zu Objekt x_i

Δ ..... Eine Differenz

δ_{ij} ..... Kronecker-Delta

λ ..... Parameter der Poisson-Verteilung

η ..... Position in y-Richtung

$\dot{\eta}$ ..... Geschwindigkeit in y-Richtung

φ ..... Winkel

π ..... Die Kreiszahl

ψ ..... Phase

τ_p ..... Pulsdauer

ξ ..... Position in x-Richtung

$\dot{\xi}$ ..... Geschwindigkeit in x-Richtung

$\ddot{\xi}$ ..... Beschleunigung in x-Richtung

ζ ..... Auflösungszelle

χ ..... Zuweisungsereignis, Hypothese

$\delta_i(\chi)$ ..... Detektionsindikator

$\Phi(\chi)$ ..... Anzahl von Fehlmessungen

$\rho(\chi)$ ..... Auflösungsindikator

$\tau_j(\chi)$ ..... Beobachtungsindikator

Vektoren und Matrizen

a ..... Ein Vektor

â ..... Erwartungswert des Vektors **a**

ã ..... Abweichung des Vektors **a** zur Referenz

$\mathbf{a}^{\mathrm{T}}$ ..... Transponierte des Vektors **a**

$\boldsymbol{\gamma}$ ..... Residuenvektor

u ..... Steuervektor

v ..... Messrauschvektor

w ..... Prozessrauschvektor

x ..... Zustandsvektor

z ..... Messvektor

A ..... Eine Matrix

$\mathbf{A}^{\mathrm{T}}$ ..... Transponierte der Matrix **A**

$\mathbf{A}^{-1}$ ..... Inverse der Matrix **A**

$\mathbf{A}^{J}(\mathbf{b})$ ..... Jacobi-Matrix der Funktion **a** im Punkt **b**

F ..... Zustandsübergangsmatrix

Γ ..... Rauschgewinnmatrix

H ..... Messmatrix

I ..... Einheitsmatrix

K ..... Kalman-Verstärkungsmatrix

P ..... Schätzfehlerkovarianzmatrix

Q ..... Prozessfehlerkovarianzmatrix

R ..... Messfehlerkovarianzmatrix

S ..... Residuenkovarianzmatrix

$\mathcal{A}$ ..... Assoziationsmatrix

$\mathcal{G}$ ..... Suchbereichsmatrix

$\mathcal{G}_{\mathcal{M}}$ ..... Suchbereichsmatrix für verschmolzene Messungen

Funktionen

e^x ..... Exponentialfunktion

$\exp(x)$ ..... Exponentialfunktion (alternative Schreibweise)

$\mathrm{erf}(x)$ ..... Fehlerfunktion

$\mathrm{f}(x)$ ..... Eine Funktion

$\mathrm{f}'(x)$ ..... Erste Ableitung der Funktion f

$\mathrm{f}''(x)$ ..... Zweite Ableitung der Funktion f

$\int_a^b \mathrm{f}(x)\,dx$ ..... Integral der Funktion f in den Grenzen a und b

$\lim_{x\to\infty} \mathrm{f}(x)$ ..... Grenzwert der Funktion f gegen ∞

$n!$ ..... Fakultät von n

Wahrscheinlichkeitsrechnung und math. Statistik

$\mathrm{E}[x]$ ..... Erwartungswert von x

$cov(x,y)$ ..... Kovarianz von x und y

$p(x)$ ..... Eine Dichtefunktion

$p(x \mid y)$ ..... Eine bedingte Dichtefunktion

$f_{\chi^2}(x)$ ..... Chi-Quadratverteilung

$\mathcal{N}(x;\, \mu, \sigma)$ ..... Normalverteilung mit Erwartungswert μ und Streuung σ^2

$\mathcal{N}(\mathbf{x};\, \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$ ..... Multivariate Normalverteilung mit Erwartungswertvektor $\boldsymbol{\mu}$ und Kovarianzmatrix $\boldsymbol{\Sigma}$

$P(A)$ ..... Wahrscheinlichkeit des Ereignisses A

$P(A \mid B)$ ..... Wahrscheinlichkeit des Ereignisses A unter der Bedingung, dass Ereignis B aufgetreten ist

P_D ..... Detektionswahrscheinlichkeit

P_G ..... Wahrscheinlichkeit, dass ein Objekt im Suchbereich liegt

P_M ..... Verschmelzungswahrscheinlichkeit eines Auflösungsmodells

P_U ..... A-priori-Auflösungswahrscheinlichkeit

H_0 ..... Nullhypothese

$\{a, b, c\}$ ..... Menge der Elemente a, b und c

$\mathbb{N}$ ..... Menge der natürlichen Zahlen

$\mathbb{R}$ ..... Menge der reellen Zahlen

Literaturverzeichnis

Verwendete Literatur

[1] Association for the Advancement of Automotive Medicine: *Abbreviated Injury Scale 1990*. Des Plaines, IL, 1990

[2] Bank, Dirk: Short Range Radar Signal Processing for Lateral Collision Warning in Road Traffic Scenarios. In: *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, 2007

[3] Bar-Shalom, Y. ; Jaffer, A. G.: Adaptive Nonlinear Filtering for Tracking with Measurements of Uncertain Origin. In: *IEEE Conference on Decision and Control* Bd. 11, 1972, S. 243–247

[4] Bar-Shalom, Yaakov ; Fortmann, Thomas E.: *Mathematics in Science and Engineering*. Bd. 179: *Tracking and Data Association*. Academic Press, Inc., 1988

[5] Bar-Shalom, Yaakov ; Li, X. R. ; Kirubarajan, Thiagalingam: *Estimation with Applications to Tracking and Navigation*. John Wiley & Sons, 2001

[6] Bar-Shalom, Yaakov ; Tse, Edison: Tracking in a Cluttered Environment With Probabilistic Data Association. In: *Automatica* 11 (1975), S. 451–460

[7] Bayes, Thomas: An Essay towards solving a Problem in the Doctrine of Chances. In: *Philosophical Transactions of the Royal Society of London* Bd. 53, 1763, S. 370–418

[8] Blackman, Samuel S. ; Popoli, Robert: *Multiple-Target Tracking with Radar Applications*. Artech House, 1986

[9] Blackman, Samuel S. ; Popoli, Robert: *Design and Analysis of Modern Tracking Systems*. Artech House, 1999

[10] Bloecher, H.-L. ; Andres, M. ; Fischer, C. ; Sailer, A. ; Goppelt, M. ; Dickmann, J.: Impact of system parameter selection on radar sensor performance in automotive applications. In: *Advances in Radio Science* 10 (2012), S. 33–37

[11] Blom, Henk A. P.: An efficient filter for abruptly changing systems. In: *IEEE Conference on Decision and Control* Bd. 23, 1984

[12] Bochkov, G. N. ; Gavrilin, A. T. ; Gorokhov, K. V.: Generalized Rayleigh Criterion of Two-Point Resolution. In: *Radiophysics and Quantum Electronics* Bd. 48. Springer New York, 2005, S. 394–397

[13] Bronstein ; Semendjajew ; Musiol ; Mühlig: *Taschenbuch der Mathematik*. Verlag Harri Deutsch, 2008

[14] CAR 2 CAR Communication Consortium: *CAR 2 CAR Communication Consortium Manifesto - Overview of the C2C-CC System (Version 1.1)*. August 2007

[15] Chang, Kuo-Chu ; Bar-Shalom, Yaakov: Joint probabilistic data association for multitarget tracking with possibly unresolved measurements and maneuvers. In: *IEEE Transactions on Automatic Control* 29 (1984), Nr. 7, S. 585–594

[16] Chang, Kuo-Chu ; Bar-Shalom, Yaakov: A simplification of the JPDAM algorithm. In: *IEEE Transactions on Automatic Control* 31 (1986), Nr. 10, S. 989–991

[17] Darms, Michael: *Eine Basis-Systemarchitektur zur Sensordatenfusion von Umfeldsensoren für Fahrerassistenzsysteme*, Technische Universität Darmstadt, Diss., 2007

[18] Das europäische Parlament und der Rat der europäischen Union: *Verordnung (EG) Nr. 661/2009 des Europäischen Parlaments und des Rates*. Juli 2009

[19] Daum, Frederick E. ; Fitzgerald, Robert J.: Importance of resolution in multiple-target tracking. In: *Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers Conference Series* Bd. 2235, 1994

[20] Dezert, Jean ; Bar-Shalom, Yaakov: Joint probabilistic data association for autonomous navigation. In: *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems* 29 (1993), Nr. 4, S. 1275–1286

[21] Dietmayer, Klaus ; Kirchner, Alexander ; Nico Kämpchen und: Fusionsarchitekturen zur Umfeldwahrnehmung für zukünftige Fahrerassistenzsysteme. In: Maurer, Markus (Hrsg.) ; Stiller, Christoph (Hrsg.): *Fahrerassistenzsysteme mit maschineller Wahrnehmung*. Springer Berlin Heidelberg, 2005, S. 59–88

[22] Diewald, F. ; Klappstein, J. ; Sarholz, F. ; Dickmann, J. ; Dietmayer, K.: Radar-interference-based bridge identification for collision avoidance systems. In: *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, 2011, S. 113–118

[23] Domsch, Christian: Vorausschauende passive Sicherheit am Beispiel des EU-Projektes CHAMELEON. In: *Aachener Kolloquium Fahrzeug- und Motorentechnik* Bd. 11, 2002

[24] Ehlgen, Tobias ; Pajdla, Tomas: Maneuvering Aid for Large Vehicle using Omnidirectional Cameras. In: *IEEE Workshop on Applications of Computer Vision*, 2007

[25] Ehlgen, Tobias ; Thom, Markus ; Glaser, Markus: Omnidirectional Cameras as Backing-Up Aid. In: *IEEE International Conference on Computer Vision* Bd. 11, 2007

[26] European Telecommunications Standards Institute: *ETSI EN 301 091 - Electromagnetic compatibility and Radio spectrum Matters (ERM); Short Range Devices; Road Transport and Traffic Telematics (RTTT); Radar equipment operating in the 76 GHz to 77 GHz range;*. 1998

[27] Europäische Kommision: *Entscheidung der Kommission vom 17. Januar 2005 zur Harmonisierung der befristeten Nutzung des Frequenzbands im Bereich um 24 GHz durch Kfz-Kurzstreckenradargeräte in der Gemeinschaft*. Amtsblatt der Europäischen Union, Jan. 2005

[28] Europäische Kommission: *Leben retten durch Kommunikationstechnologien im Fahrzeug*. Allgemeines Merkblatt 49, Juni 2008

[29] Europäische Kommission: *Durchführungsbeschluss der Kommission vom 29. Juli 2011 zur Änderung der Entscheidung 2005/50/EG zur Harmonisierung der befristeten Nutzung des Frequenzbands im Bereich um 24 GHz durch Kfz-Kurzstreckenradargeräte in der Gemeinschaft.* Amtsblatt der Europäischen Union, Juli 2011

[30] Fahrmeir, Ludwig (Hrsg.) ; Hamerle, Alfred (Hrsg.) ; Tutz, Gerhard (Hrsg.): *Multivariate statistische Verfahren*. De Gruyter, 1996

[31] Feenstra, Philippus J. ; Hogema, Jeroen H. ; Vonk, Tanja: Traffic safety effects of navigation systems. In: *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, 2008

[32] Fortmann, Thomas E. ; Bar-Shalom, Yaakov ; Scheffe, Molly: Multi-target tracking using joint probabilistic data association. In: *IEEE Conference on Decision and Control including the Symposium on Adaptive Processes* Bd. 19, 1980

[33] Freymann, Raymond: *Möglichkeiten und Grenzen von Fahrerassistenz- und aktiven Sicherheitssystemen*. Technikvortrag, 2004

[34] Fürstenberg, Kay C. ; Baraud, Pierre ; Caporaletti, Gabriella ; Citelli, Silvia ; Eitan, Zafrir ; Lages, Ulrich ; Lavergne, Christophe: *Development of a Pre-Crash sensorial system*. VDI, 2001

[35] Gellert, W. (Hrsg.) ; Küstner, H. (Hrsg.) ; Hellwich, M. (Hrsg.) ; Kästner, H. (Hrsg.): *Großes Handbuch der Mathematik*. Buch und Zeit Verlags-GmbH Köln, 1967

[36] Grinberg, Michael ; Ohr, Florian ; Beyerer, Jürgen: Feature-Based Probabilistic Data Association (FBPDA) for visual multi-target detection and tracking under occlusions and split and merge effects. In: *International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems* Bd. 12, 2009

[37] Gstrein, Gregor ; Sinz, Wolfgang ; Eberle, Walter ; Richert, Julien ; Bullinger, Wilfried: Improvement of Airbag Performance through Pre-Triggering. In: *International Technical Conference on the Enhanced Safety of Vehicles* Bd. 21, 2009

[38] Haberland, Udo: Multi-Beam Automotive Radar. In: *International Radar Symposium*, 2005, S. 619–621

[39] Institut fur Fahrzeugsicherheit im Gesamtverband der Deutschen Versicherungswirtschaft e.V. (GDV): *Retrospektive Sicherheitsanalyse von Pkw-Kollisionen mit Schwerverletzten*. Oktober 1998

[40] Julier, Simon J. ; Uhlmann, Jeffrey K.: Unscented filtering and nonlinear estimation. In: *Proceedings of the IEEE* 92 (2004), Nr. 3, S. 401–422

[41] Kalman, Rudolph E.: A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems. In: *Transactions of the ASME-Journal of Basic Engineering* 82 (1960), S. 35–45

[42] Kirubarajan, Thiagalingam ; Bar-Shalom, Yaakov: Kalman filter versus IMM estimator: when do we need the latter? In: *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems* 39 (2003), Nr. 4, S. 1452–1457

[43] Knuth, Donald E.: Two notes on notation. In: *American Mathematical Monthly* 99 (1992), Mai, Nr. 5, S. 403–422

[44] Knodlseder, Christoph ; Plochinger, Franz: Experimentelle Ermittlung zeitgemäßer mittlerer Bremsvollverzögerungen von Personenkraftwagen. In: *ATZ - Automobiltechnische Zeitschrift* (2008), Februar, S. 46–55

[45] Koch, Wolfgang ; van Keuk, Günter: Multiple hypothesis track maintenance with possibly unresolved measurements. In: *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems* 33 (1997), Nr. 3, S. 883–892

[46] Kramer, Florian (Hrsg.): *Passive Sicherheit von Kraftfahrzeugen: Biomechanik - Simulation - Sicherheit im Entwicklungsprozess*. Vieweg + Teubner, 2009 (ATZ/MTZ-Fachbuch)

[47] Kurutas, Cem ; Elsässer, Konrad ; Schramm, Dieter ; Hiller, Manfred: Modeling and Simulation of the Effect of Reversible Belt Pretensioners. In: *IEEE International Conference on Mechatronics*, 2006

[48] Kämpchen, Nico: *Feature-Level Fusion of Laser Scanner and Video Data for Advanced Driver Assistance Systems*, Universität Ulm, Diss., 2007

[49] Kämpchen, Nico ; Dietmayer, Klaus: Data synchronization strategies for multi-sensor fusion. In: *World Congress on Intelligent Transport Systems* Bd. 10, 2003

[50] Lerro, Don ; Bar-Shalom, Yaakov: Tracking with debiased consistent converted measurements versus EKF. In: *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems* 29 (1993), Nr. 3, S. 1015–1022

[51] Li, X. R. ; Jilkov, Vesselin P.: A Survey of Maneuvering Target Tracking - Part I: Dynamic Models. In: *Conference on Signal and Data Processing of Small Targets*, 2000

[52] Longbin, Mo ; Xiaoquan, Song ; Yiyu, Zhou ; Kang, Sun Z. ; Bar-Shalom, Yaakov: Unbiased converted measurements for tracking. In: *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems* 34 (1998), Nr. 3, S. 1023–1027

[53] Longbin, Mo ; Xiaoquan, Song ; Yiyu, Zhou ; Zhongkang, Sun: Unbiased converted measurements for target tracking. In: *IEEE National Aerospace and Electronics Conference* Bd. 2, 1997

[54] Ludloff, Albrecht: *Praxiswissen Radar und Radarsignalverarbeitung*. 4. Auflage. Vieweg+Teubner, 2008

[55] Massey, Frank J.: The Kolmogorov-Smirnov Test for Goodness of Fit. In: *Journal of the American Statistical Association* 46 (1951), Nr. 253, S. 68–78

[56] Mellinghoff, Ulrich ; Breitling, Thomas ; Schöneburg, Rodolfo ; Metzler, Hans-Georg: The Mercedes-Benz Experimental Safety Vehicle 2009. In: *International Technical Conference on the Enhanced Safety of Vehicles* Bd. 21, 2009

[57] Munkres, James: Algorithms for Assignment and Transportation Problems. In: *Journal of the Society for Industrial and Applied Mathematics* 5 (1957), S. 32–38

[58] Munz, Michael ; Dietmayer, Klaus ; Mählisch, Mirko: A sensor independent probabilistic fusion system for driver assistance systems. In: *International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems* Bd. 12, 2009

[59] Munz, Michael ; Mählisch, Mirko ; Dietmayer, Klaus: A Probabilistic Sensor-Independent Fusion Framework for Automotive Driver Assistance Systems. In: *International Workshop on Intelligent Transportation* Bd. 6, 2009

[60] Mušicki, Darko ; Evans, Rob: Joint Integrated Probabilistic Data Association – JIPDA. In: *International Conference on Information Fusion* Bd. 5, 2002

[61] Mušicki, Darko ; Evans, Rob: Joint integrated probabilistic data association: JIPDA. In: *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems* 40 (2004), Nr. 3, S. 1093–1099

[62] Nelder, John A. ; Mead, Roger: A Simplex Method for Function Minimization. In: *The Computer Journal* 7 (1965), Nr. 4, S. 308–313

[63] Ng, Lawrence C. ; Bar-Shalom, Yaakov: Modeling of Unresolved Measurements for Multitarget Tracking. In: *Oceans* Bd. 13, 1981

[64] Nohr, Matthias ; Blume, Karl-Heinz: Crash Adaptive Vehicle Structures and Components. In: *International Technical Conference on the Enhanced Safety of Vehicles* Bd. 21, 2009

[65] Opitz, Felix: Clustered multidimensional data association for limited sensor resolutions. In: *International Conference on Information Fusion* Bd. 7, 2005

[66] Oprisan, Dan ; Fölster, Florian ; Rohling, Hermann: Monopulse versus Multilateration Technique for Azimuth Measurement in Automotive Radar Networks. In: *International Radar Symposium*, 2005

[67] Peebles, Peyton Z.: *Radar Principles*. John Wiley & Sons, Inc., 1998

[68] Reid, D.: A multiple hypothesis filter for tracking multiple targets in a cluttered environment / Lockhead Missiles and Space Company. 1977 (LMSC, D-560254). – Forschungsbericht

[69] Reid, D.: An algorithm for tracking multiple targets. In: *IEEE Transactions on Automatic Control* Bd. 24, 1979, S. 843–854

[70] Rollmann, Gerhard ; Blöcher, Hans-Ludwig: Ultra Wide Band-Radar im Fahrzeug. In: *Elektronik automotive* (2007), März, S. 28–33

[71] Röhrig-Gericke, Thomas: Objektfusion Radarsensorik. In: *Fachforum Sensorik für Fahrerassistenzsysteme, Technische Akademie Heilbronn e.V.* Bd. 1, 2006

[72] Scharfenberger, Christian ; Chakraborty, Samarjit ; Färber, Georg: Robust Image Processing for an Omndirectional Camera-based Smart Car Door. In: *IEEE Workshop on Embedded Systems for Real-time Multimedia* Bd. 7, 2009

[73] Scharfenberger, Christian ; Daniilidis, Charalampos ; Fischer, M. ; Hellenbrand, David ; Kuhl, P. ; Richter, C. ; Sabbah, O. ; Strolz, M. ; Färber, G.: Multidisziplinäre Entwicklung von neuen Türkonzepten als ein Teil einer ergonomisch optimierten Ein-/Ausstiegsunterstützung. In: *VDI – OEM Forum Fahrzeugtüren und -klappen*, 2009

[74] Schneider, Martin: Automotive Radar – Status and Trends. In: *German Microwave Conference* (2005), S. 144–147

[75] Skolnik, Merrill I.: *Radar Handbook*. Third Edition. McGraw-Hill, 2008

[76] Skutek, Michael ; Mekhaiel, Moheb ; Wanielik, Gerd: A precrash system based on radar for automotive applications. In: *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, 2003

[77] Statistisches Bundesamt: *Statistisches Jahrbuch 2011*. September 2011

[78] Stergiopoulos, Stergios (Hrsg.): *Advanced Signal Processing Handbook: Theory and Implementation: Theory and Implementation for Radar, Sonar, and Medical Imaging Real Time Systems*. CRC Press LLC, 2001

[79] Stoer, Josef ; Stoer, Josef (Hrsg.): *Numerische Mathematik 1*. Springer Berlin Heidelberg New York, 2004

[80] Strohm, Karl M. ; Bloecher, Hans-Ludwig ; Schneider, Robert ; Wenger, Josef: Development of Future Short Range Radar Technology. In: *European Microwave Week*, 2005

[81] Tandler, Joachim ; Preis, Christian ; Willersinn, Dieter ; Grinberg, Michael: Side Pre-Crash Sensing System Specification. In: *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, 2006

[82] Tokoro, Setsuo ; Kuroda, Kazushi ; Nagao, Tomoki ; Kawasaki, Tomoya ; Yamamoto, Takeshi: Pre-Crash Sensor for Pre-Crash Safety. In: *International Technical Conference on the Enhanced Safety of Vehicles* Bd. 18, 2003

[83] Trunk, G.V. ; Wilson, J.D.: Track Initiation of Occasionally Unresolved Radar Targets. In: *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems* AES-17 (1981), Nr. 1, S. 122–130

[84] Verkehrsclub Deutschland e.V: *Vision Zero – Null Verkehrstote. Der Masterplan*. VCD Fakten, 2004

[85] Welch, Greg ; Bishop, Gary: *An Introduction to the Kalman Filter*. SIGGRAPH, 2001. – Course 8

[86] Wenger, Josef: Automotive radar - Status and perspectives. In: *IEEE Compound Semiconductor Integrated Circuit Symposium*, 2005, S. 21–24

[87] Wenger, Josef: Short Range Radar - Being on the Market. In: *European Microwave Conference* Bd. 37, 2007

[88] Winner, Hermann (Hrsg.) ; Hakuli, Stephan (Hrsg.) ; Wolf, Gabriele (Hrsg.): *Handbuch Fahrerassistenzsysteme*. Vieweg+Teubner, 2009

[89] Yates, Roy D. ; Goodman, David J.: *Probability and Stochastic Processes: A Friendly Introduction for Electrical and Computer Engineers*. John Wiley & Sons, 2005

[90] Yeom, Seokwon ; Kirubarajan, Thiagalingam ; Bar-Shalom, Yaakov: Track segment association, fine-step IMM and initialization with Doppler for improved track performance. In: *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems* 40 (2004), Nr. 1, S. 293–309

Betreute Studien- und Diplomarbeiten

[91] Biggel, Matthias: *Modellierung von Auflösungsbeschränkungen für schmalbandige Radarsensoren*, Universität Ulm, Diplomarbeit, 2009

[92] Chaari, Hayet: *Entwicklung und Analyse eines IMM-Filters zur Mehrzielverfolgung zur Unterstützung der Fahrzeugsicherheit*, Universität Karlsruhe, Diplomarbeit, 2010

[93] de Souza, Gregory: *Aufbau einer modularen Signalverarbeitungsbibliothek für Multi-Sensor Multi-Target Tracking Systeme*. 2007. – University of Waterloo, Kanada

[94] Molenda, Arthur: *Messvektorfusion von Multibeam-Radarsensoren*, Hochschule Ulm, Diplomarbeit, 2009

[95] Oberhofer, Johannes: *3D-Visualisierung von Sensordaten*, Hochschule Ulm, Diplomarbeit, 2008

[96] Sarholz, Frederik: *Konzeption und Realisierung einer Datenassoziation*, Universität Ulm, Diplomarbeit, 2008

Liste der eigenen Publikationen

[97] Dickmann, Jürgen ; Diewald, Fabian ; Mählisch, Mirko ; Klappstein, Jens ; Zuther, Sebastian ; Pietzsch, Silvia ; Hahn, Stefan ; Munz, Michael: Environmental Perception for Future Integrated Safety Systems. In: *International Technical Conference on the Enhanced Safety of Vehicles* Bd. 21, 2009

[98] Muntzinger, Marc M. ; Aeberhard, Michael ; Zuther, Sebastian ; Mählisch, Mirko ; Schmid, Matthias ; Dickmann, Jürgen ; Dietmayer, Klaus: Reliable Automotive Pre-Crash System with Out-of-Sequence Measurement Processing. In: *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, 2010

[99] Muntzinger, Marc M. ; Schröder, Florian ; Zuther, Sebastian ; Dietmayer, Klaus: Out-of-sequence measurement processing for an automotive pre-crash application. In: *International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems* Bd. 12, 2009

[100] Muntzinger, Marc M. ; Zuther, Sebastian ; Dietmayer, Klaus: Probability estimation for an automotive Pre-Crash application with short filter settling times. In: *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, 2009

[101] Zuther, Sebastian ; Biggel, Matthias ; Muntzinger, Marc M. ; Dietmayer, Klaus: Multi-target tracking for merged measurements of automotive narrow-band radar sensors. In: *International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems* Bd. 12, 2009

[102] Zuther, Sebastian ; Dickmann, Jürgen ; Dietmayer, Klaus: Influence of Sensor Resolution on Time Critical Automotive Applications. In: *International Workshop on Intelligent Transportation* Bd. 7, 2010

[103] Zuther, Sebastian ; Dietmayer, Klaus: 360°-Environment Sensing and Signal Processing for an Automotive Pre-Crash Application. In: *International Conference on Vehicular Electronics and Safety* Bd. 12, 2009