

Fahrerassistenz zur Kollisionsvermeidung

Zur Erlangung des akademischen Grades eines

DOKTOR-INGENIEURS

der Fakultät für
Elektrotechnik und Informationstechnik
der Universität Fridericiana Karlsruhe

genehmigte

DISSERTATION

von

Dipl.-Ing. Jörg Hillenbrand
aus Malsch

Tag der mündlichen Prüfung:
Hauptreferent:
Korreferent:

30. Oktober 2007
Prof. Dr.-Ing. K. Kroschel
Prof. Dr.-Ing. C. Stiller

Vorwort

Die vorliegende Arbeit entstand während meiner Tätigkeit als Doktorand in der Abteilung Fahrerassistenzsysteme der MERCEDES-BENZ PKW Entwicklung in Sindelfingen. Allen, die zum Gelingen dieser Arbeit beigetragen haben, möchte ich an dieser Stelle herzlich danken.

Mein besonderer Dank gilt Herrn Prof. Dr.-Ing. Kristian Kroschel für dessen wertvolle Betreuung und die gewährte Freiheit bei der Bearbeitung der Fragestellung. Ihm danke ich ferner sehr herzlich für die Übernahme des Hauptreferats an der Universität Karlsruhe.

Herrn Prof. Dr.-Ing. Christoph Stiller danke ich für die freundliche Übernahme des Koreferats, sein Interesse an dieser Arbeit und deren rasche Begutachtung.

Dank gebührt auch allen Kollegen und Diplomanden, die mich in den letzten Jahren auf vielfältige Weise unterstützt haben. Hervorheben möchte ich an dieser Stelle Herrn Dipl.-Ing. Rainer Möbus, Herrn Dr. rer. nat. Axel Gern und Herrn Dipl.-Ing. Uli Kolbe. Die zahlreichen Diskussionen mit Ihnen haben mir geholfen, meine Ideen zu strukturieren und auszuarbeiten. Herrn Dr.-Ing. Andreas Speiker danke ich darüber hinaus für seine Hilfsbereitschaft am Versuchsträger.

Herrn Dipl.-Ing. Frank-Werner Mohn, Herrn Dipl.-Ing. Bernd Danner und Herrn Dipl.-Ing. Stefan Gleißner danke ich für Ihre Fürsprache in schwierigen Zeiten und die ausgezeichneten Arbeitsmöglichkeiten. Bedanken möchte ich mich auch bei Herrn Dr.-Ing. Peter Hille, der mir die Fertigstellung dieser Arbeit im neuen Team ermöglicht hat.

Darüber hinaus bin ich Herrn Dipl.-Ing. Wolfgang Krause, Herrn Dipl.-Ing. Thomas Röhrig-Gericke und Frau Katja Weber für die gewissenhafte Durchsicht des Manuskripts sehr dankbar. Danken möchte ich auch Frau Eva-Maria Schubart, die sich stets hilfsbereit um all meine organisatorischen Belange als „externer“ Doktorand gekümmert hat.

Schließlich möchte ich mich auch ganz herzlich bei meiner Mutter und meinen Großeltern bedanken. Ihre immerwährende Unterstützung meiner schulischen und universitären Ausbildung sowie ihre feste Überzeugung, dass ich „das schon schaffe“, verdienen besondere Anerkennung.

Stuttgart, im November 2007

Jörg Hillenbrand

Inhaltsverzeichnis

Abstract	IX
1 Einführung	1
1.1 Hintergrund	1
1.2 Motivation und Zielsetzung	5
1.3 Gliederung der Arbeit	6
2 Umfeldsensierende Fahrerassistenzsysteme zur Kollisionsvermeidung	8
2.1 Schichtenmodell	9
2.2 Sensoren zur Umgebungserfassung	10
2.2.1 Kamerasysteme	11
2.2.2 Radarsysteme	12
2.2.3 Laserscanner	13
2.2.4 Ultraschall	14
2.2.5 Karten und Kommunikation	14
2.3 Ansätze zur Situationsbewertung und Fahrerunterstützung	15
2.3.1 Problemstellung	15
2.3.2 Verwandte Arbeiten	17
2.4 Notwendigkeit neuer Ansätze	24
3 Grundlagen der Objektverfolgung	26
3.1 Zustandsraumdarstellung	27
3.2 Bewegungsmodelle	29
3.3 Zustandsschätzer	33
3.3.1 Bayes-Schätzer	34
3.3.2 Kalman Filter und Erweiterungen	36
3.3.3 Partikel-Filter	41
3.3.4 Mehrmodellansätze	48
3.4 Mehrobjektverfolgung	49
3.4.1 Datenzuordnungsverfahren	49
3.4.2 Objektverwaltung	51
3.4.3 Objektinterdependenzen	52
3.5 Sensorfusion	53

3.5.1	Fusionsarchitekturen	54
3.5.2	Fusionsmethoden	55
4	Verfolgung ausgedehnter Objekte mit Nahbereichsradar und optischem Fluss	57
4.1	Eingesetzte Sensorik	58
4.1.1	Fernbereichsradar	58
4.1.2	Nahbereichsradar	60
4.1.3	Monokulare Kamera mit optischem Fluss	64
4.2	Ansatz mit Partikel-Filter	70
4.2.1	Messmodell der Nahbereichsradare	71
4.2.2	Messmodell der Kamera	74
4.2.3	Fusion der Measurement Likelihoods	74
4.3	Effiziente Zustandsschätzung	76
4.3.1	Grundkonzept und Architektur	77
4.3.2	Objektgeschwindigkeit und -beschleunigung	79
4.3.3	Objektbreite und laterale Ablage	84
4.3.4	Longitudinaler Objektabstand	90
4.4	Simulationsergebnisse	91
4.4.1	Ergebnisse mit synthetischen Daten	92
4.4.2	Ergebnisse mit realen Messdaten	104
4.5	Schlussbetrachtungen	105
5	Situationsbewertung in schwach strukturierter Umgebung	112
5.1	Umgebungsrepräsentation	114
5.2	Algorithmen zur Berechnung von Zeitreserven	115
5.2.1	Zeitintervall des lateralen Konflikts	118
5.2.2	Kollisionszeitreserve	120
5.2.3	Zeitreserve bis zum Bremsen	120
5.2.4	Zeitreserve bis zum Ausweichen	122
5.2.5	Zeitreserve bis zum Beschleunigen	126
5.2.6	Reaktionszeitreserve	129
5.3	Notwendige Bremsverzögerung zur Kollisionsvermeidung	129
5.4	Einfluss von Unsicherheiten	132
5.4.1	Statischer und dynamischer Einfluss der Sensorunsicherheit	134
5.4.2	Einfluss der Verhaltensunsicherheit	138

5.5	Schätzung der oberen Grenze der Reaktionszeitreserve	139
5.6	Schätzung der wahrscheinlichsten Reaktionszeitreserve	141
5.7	Brems- und Ausweichmanöver im Vergleich	144
5.8	Diskussion	145
6	Systementwurf auf der Regelungsschicht	147
6.1	Autonomes Fahrerassistenzsystem zur Kollisionsvermeidung	148
6.1.1	Auslegung des Regelgriffs im Spannungsfeld von Fahrerakzeptanz, Produkthaftung und Systemnutzen	149
6.2	Adaptiver Bremsassistent	151
6.2.1	Klassifikation des Fahrerbremsverhaltens	152
6.3	Beispiele von Regelgriffen	155
6.4	Erweiterung für den Mehrobjektfall	159
6.5	Anmerkungen zur Fahreradaptation	160
7	Simulative Untersuchung des Systemnutzens	161
7.1	Maße zur Bewertung des Systemnutzens	162
7.2	Simulationsumgebung	165
7.3	Analysemethoden	167
7.4	Mitverkehr	170
7.4.1	Beherrschbarkeit von Auffahrunfallgefahren	171
7.4.2	Leistungsfähigkeit des Systems in zwei wichtigen Situationenenklassen: Notbremsen und Einscheren	172
7.5	Querverkehr	178
7.5.1	Szenendefinition	178
7.5.2	Beherrschbarkeit gefährlicher Querverkehrssituationen	180
7.5.3	Beide Fahrzeuge mit System, Einfluss von Fahrzeug-Fahrzeug-Kommunikation	186
7.6	Schlussbetrachtungen	191
8	Zusammenfassung und Ausblick	192
A	Korrekturschritt zur Schätzung der Objektkantenn	197
B	Basisalgorithmen zur Berechnung der Zeitreserven	199
	Abkürzungen, Notation und Formelzeichen	203
	Literaturverzeichnis	208

Abstract

Driver assistance for collision avoidance

The subject of this thesis is the development, analysis, and prototypical realization of a driver assistance system for avoiding collisions in both longitudinal and lateral driving scenarios. The system shall support the driver in dangerous traffic situations through acoustic warnings and autonomous braking interventions up to maximum deceleration. Four short-range radar sensors and a monocular camera are employed for the detection and tracking of obstacles and other traffic participants. The radar sensors are installed in the vehicle's front bumper and measure the angle, range, and range rate of an object's reflection points. The camera is located behind the windshield and detects objects in the image based on optical flow.

The first part of the thesis contributes to the tracking of spatially extended objects. As soon as an object's extent can be resolved by the sensors, the commonly used point target models yield suboptimal estimation results. With regard to crossing objects, accurate estimation of lateral velocity and extent are key to reliable decision-making. However, due to the camera's limited angle of view and the unknown dynamic changing of the object's reflection points, the resulting measurement models are nonlinear. Making use of the unscented transform and implicit measurement equations, an adaptive Kalman filter is devised which robustly tracks the object's observable outer edges. The tracking quality is comparable to a particle filter based reference, though at a much lower complexity.

The second part of the thesis concentrates on the derivation of suitable situation assessment metrics and on the control design. The unawareness of the driver's intention, the uncertainty of the current state estimate, and the possible cooperation of other road users lead to inevitable trade-offs between the potential benefit of the system and the risk associated with driver acceptability and product liability. The *time-to-react* is identified as a meaningful criticality metric, because it directly quantifies the urgency of an action. It denotes the remaining time for the driver to begin with *any possible* maneuver that will prevent the upcoming collision. Algorithms for its efficient approximation are derived and explained in detail. Using these algorithms, a "what-if" analysis can be conducted in real-time to assess the least critical outcome of the given situation with respect to the above-mentioned uncertainties. Two estimates are determined, namely the *most*

likely and the *maximum* time-to-react. Based on these estimates, a three-level intervention strategy is proposed, where the increasing levels correspond to an increasing confidence on the situation's criticality. The first level warns the driver acoustically and decelerates the vehicle up to a magnitude that will neither strain the driver too much in case of an undesired activation nor raise liability questions with regard to rear traffic. The last level performs a late braking at full deceleration to reduce collision severity as soon as the collision becomes inevitable even under the assumption of cooperative behavior. An intermediate level can increase the benefit in certain situations at an increased associated risk. Complementing the autonomous collision mitigation (avoidance) system, a situation-adaptive brake assist is briefly discussed.

Finally, the performance of the proposed system is analyzed on a variety of traffic situations. Performance is measured in terms of the effective pre-warning time, which denotes the time interval between the system's initial warning and the driver's last chance to avoid the collision by an appropriate maneuver. Compared to mere collision warning systems, the effective pre-warning time is increased by the system's autonomous braking. Through a statistical model of driver reaction times, the effective pre-warning time corresponds to a probability that a previously inattentive driver can avoid the imminent collision. Through extensive simulations, it is shown that the proposed system can significantly contribute to road safety. With the support of the system, rear-end collisions are avoidable to a large extent. Respectable avoidance rates can be achieved for cross traffic as well, particularly if both vehicles are equipped with the system. However, it is also found that the performance is upper bounded by the occlusions typically encountered in such situations and that it will remain far from optimum without vehicle-to-vehicle communication.

1

Einführung

1.1 Hintergrund

Das Führen eines Fahrzeugs korrespondiert mit der Regelung eines komplexen Systems, in dem Fahrer, Fahrzeug und „Umwelt“ einen geschlossenen Regelkreis bilden. Der Fahrer übernimmt darin die Aufgabe des Reglers, das Fahrzeug repräsentiert die Regelstrecke und die Umwelt stellt eine hochdynamische Informations- und Störquelle dar [130].

In modernen Fahrzeugen unterstützen Fahrerassistenzsysteme (FAS) den Fahrer bei dieser Aufgabe. Sie tun dies, indem sie Informationen bereitstellen, Warnungen ausgeben oder aktiv in die Fahrzeugführung eingreifen. Darüber hinaus entlasten sie den Fahrer durch die Automation fahrtechnischer Teilaufgaben. Als Beispiel sei der Tempomat genannt, der dem Fahrer die oftmals als lästig empfundene Regelung einer stationären Geschwindigkeit abnimmt.

Im Gegensatz zu FAS wird beim autonomen Fahren die vollständige Automatisierung des Fahrens angestrebt. Schon zu Beginn der 90er Jahre wurde im Rahmen des europäischen Forschungsprojekts PROMETHEUS¹ autonomes Fahren auf Autobahnen und Schnellstraßen demonstriert [112]. Das eingesetzte Versuchsfahrzeug VITA II war zu diesem Zweck mit 18 Kameras

¹Program for a European Traffic with Highest Efficiency and Unprecedented Safety

ausgestattet. In den Folgejahren wurden von verschiedenen internationalen Forschungseinrichtungen weitere Experimente durchgeführt. Obgleich sich diese ebenfalls auf gut strukturierte Autobahnen und Schnellstraßen konzentrierten, konnte die Zuverlässigkeit eines menschlichen Fahrers bis heute nicht erreicht werden. Im Jahr 2004 rief die DARPA², eine Forschungsabteilung des US-amerikanischen Verteidigungsministeriums, mit der „Grand Challenge“ einen Wettbewerb für unbemannte Landfahrzeuge ins Leben [30]. Das Ziel bestand darin, einen ca. 240 km langen Kurs durch die Wüste Nevadas in weniger als zehn Stunden autonom zurückzulegen. Obwohl das Preisgeld eine Million Dollar betrug, erreichte zunächst keines der über 100 Teams die Marke von 12 km. Erst ein Jahr später (und nachdem die DARPA das Preisgeld verdoppelte) erreichten vier der 195 Teams das Ziel innerhalb der vorgegebenen Zeit. Das als Sieger hervorgegangene Fahrzeug Stanley erreichte dabei eine Durchschnittsgeschwindigkeit von 31 km/h. Seine Ausstattung umfasste vier Laserscanner, einen Radarsensor, eine Stereokamera, ein monokulares Kamerasystem, GPS-gestützte digitale Navigationskarten, Inertial- und Odometriesensoren sowie 7 INTEL Pentium M Rechner. Trotz dieses Aufwands bleiben die erreichten Leistungen weit hinter denen eines menschlichen Fahrers zurück. Autonomes Fahren hat sich mithin als äußerst anspruchsvolle Disziplin herausgestellt. Im Vergleich zu gut strukturierten Autobahnen oder dem weitestgehend statischen Terrain einer abgeschiedenen Wüste gestaltet sich das Fahren in einer Stadt noch ungleich schwieriger. Neben der Beachtung von Verkehrszeichen und -regeln ist ein zumindest menschenähnliches Fahrverhalten zu erzeugen, das ein sicheres Navigieren in einer schwach strukturierten Umgebung mit zahlreichen Hindernissen ermöglicht. Die Ende 2007 stattfindende „Urban Challenge“ wird zeigen, wie nahe man diesem Ziel schon ist.

Abgesehen vom technischen Aufwand und den damit verbundenen Kosten sind es aber auch nichttechnische Aspekte, die einem autonomen Individualverkehr im Wege stehen. Die meisten Fahrer dürften es vorziehen, selbst am Steuer zu sitzen anstatt sich komplett von der Technik bevormunden zu lassen – sei es, weil der autonome Fahrstil den Erwartungen des Fahrers nicht gerecht wird, aus Angst vor Fehlfunktionen und unvorhersehbaren Ereignissen oder weil der Fahrer selbst gerne fährt. Abgesehen davon, dass der Betrieb autonomer Kraftfahrzeuge auf öffentlichen Straßen nicht mit dem Wiener Übereinkommen über den Straßenverkehr vereinbar wäre [100], läge auch die damit verbundene Übernahme der Verantwortung nicht im Interesse der Hersteller. Mit autonomen Kraftfahrzeugen, bei denen sich der menschliche „Fahrer“ gänzlich anderen Beschäftigungen zuwenden kann,

²Defense Advanced Research Projects Agency

ist daher zumindest auf öffentlichen Straßen auch mittelfristig nicht zu rechnen. Stattdessen stehen FAS, bei denen der menschliche Fahrer als Bediener und Überwacher stets in der Verantwortung bleibt, im Fokus der aktuellen Entwicklung. Dabei werden zwei Ziele verfolgt: Komfort und Sicherheit.

Insbesondere die Erhöhung der Verkehrssicherheit war und ist ein Ziel von hohem gesellschaftlichen Stellenwert. Seit dem Höchststand im Jahr 1970 hat sich die Zahl der Verkehrstoten auf deutschen Straßen um etwa 72% reduziert, vgl. Abb. 1.1. Im gleichen Zeitraum ist der Bestand an motorisierten Fahrzeugen um ca. 170% angestiegen [104]. Dieser Zugewinn an Verkehrssicherheit ist auf mehrere Faktoren zurückzuführen:

- Verkehrspolitische Maßnahmen, z. B. Geschwindigkeitsbeschränkungen, sicherere Verkehrswege, Gurtpflicht und Promillegrenzen
- Verbesserungen im Rettungswesen, vor allem in der Notfallmedizin
- Systeme der passiven Sicherheit³, z. B. mittels Crashtests optimierte Fahrgastzellen und Airbags
- Systeme der aktiven Sicherheit, u. a. das Antiblockiersystem (ABS), das Elektronische-Stabilitäts-Programm (ESP) sowie der 1996 eingeführte Bremsassistent (BAS)

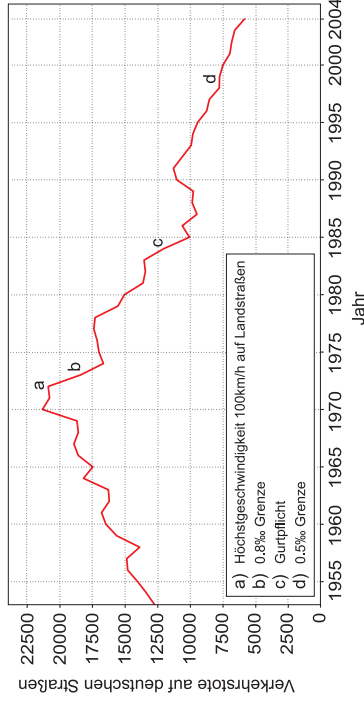


Abb. 1.1: Entwicklung der Zahl der Verkehrstoten auf deutschen Straßen

³Unter dem Begriff „passive Sicherheit“ werden üblicherweise all diejenigen Einrichtungen im Fahrzeug subsumiert, die zur Reduzierung von Unfallfolgen beitragen. Systeme der „aktiven Sicherheit“ dienen im Gegensatz hierzu in erster Linie der Unfallvermeidung.

Welchen Beitrag FAS zur Verkehrssicherheit leisten, sei am Beispiel von ESP verdeutlicht: Die NHTSA⁴ hat im Jahr 2003 ermittelt, dass Fahrzeuge mit ESP um etwa 35 % seltener an sog. Alleinunfällen – Unfälle als Folge eines Kontrollverlusts über das Fahrzeug – beteiligt sind als Fahrzeuge ohne ESP [117]. Allerdings sind die „klassischen“ Systeme der aktiven und passiven Sicherheit technologisch nahezu ausgereizt und zukünftig sind allenfalls noch geringfügige Verbesserungen zu erwarten. Ungeschützte Verkehrsteilnehmer wie Fußgänger und Zweiradfahrer können von diesen Systemen zudem nur in sehr begrenztem Maße partizipieren.

Durch den Einsatz umgebungserfassender Sensorik ergeben sich jedoch zahlreiche Möglichkeiten für neuartige FAS. Neben Abstandsregeltempomaten, automatischen Einparksystemen [97] und Spurhalteassistenten [40] gehören hierzu auch FAS zur Kollisionsvermeidung. Sie stellen den nächsten Schritt in Richtung der Vision des unfallfreien Fahrens dar. Mit ihnen versucht man, den Fahrer in gefährlichen Verkehrssituationen durch Warnungen oder aktive Eingriffe in die Fahrzeugführung zu unterstützen und dadurch Unfälle zu vermeiden oder zumindest deren Schwere zu reduzieren. Ob es sich dabei um Systeme der aktiven oder passiven Sicherheit handelt, hängt letztlich von der Ausgestaltung der Eingriffe ab. Während eine Kollisionswarnung ein System der aktiven Sicherheit darstellt, wäre ein automatisches Notbremsystem, das erst dann aktiv wird, wenn eine Kollision unvermeidbar ist, hingegen als ein System der passiven Sicherheit anzusehen. Für integrierte Ansätze, die sowohl Aspekte der Unfallvermeidung als auch der Unfallfolgenminderung miteinander vereinen, ist diese traditionelle Klassifizierung jedoch nicht mehr zweckmäßig.

Hauptsächliche Unfallursachen sind u. a. nicht angepasste Geschwindigkeit (17 %), Nichtbeachten der Vorfahrt bzw. des Vorranges entgegenkommender Fahrzeuge (15 %) sowie Abstandsfehler (11 %) [104]. Die Perspektive, dass zukünftig viele Unfälle durch entsprechende FAS vermieden werden können, erscheint also durchaus gerechtfertigt. Allerdings belegen die Statistiken weiterhin, dass sich deutschlandweit lediglich 6 % aller Unfälle mit Personenschäden und nur 12 % aller Unfälle mit Todesfolge auf Autobahnen ereignen. Vorrangiges Einsatzgebiet sind daher die vergleichsweise schwach strukturierten und technisch anspruchsvollen Stadt- und Überlandszonarien.

Die ersten FAS zur Kollisionsvermeidung wurden während der letzten drei Jahre von verschiedenen japanischen Herstellern vorgestellt. Bis dato beschränkt sich deren Vermarktung allerdings auf den japanischen Markt. Da es sich um kommerzielle Systeme handelt, ist zu deren technischen Real-

sierung allerdings wenig bekannt. Ende 2005 bzw. 2006 hat MERCEDES-BENZ mit den Systemen BAS Plus und PRE-SAFE Bremse erstmals entsprechende FAS im europäischen und amerikanischen Markt eingeführt. Die vorliegende Arbeit hat zur Entstehung dieser Systeme beigetragen.

1.2 Motivation und Zielsetzung

Ziel dieser Arbeit ist der Entwurf, die Analyse sowie die prototypische Realisierung eines FAS zur Kollisionsvermeidung. Das System soll den Fahrer bei der Vermeidung von Kollisionen mit anderen Verkehrsteilnehmern sowie stationären Hindernissen möglichst „optimal“ unterstützen. Als mögliche Maßnahmen dienen akustische Warnungen und aktive Bremsengriffe bis hin zur Vollbremsung. Automatisches Ausweichen und aktive Bremsengriffe sind als unterstützende Relegeingriffe jedoch nicht in Erwägung gezogen werden. Gründe für diese Einschränkung werden in Kapitel 2 genannt. Es steht ein Versuchsfahrzeug zur Verfügung, das zur Umgebungserfassung mit vier Nahbereichsradaren, einem Fernbereichsradar sowie einer monokularen Kamera ausgestattet ist. Deren Messdaten sind miteinander zu fusionieren. Im Einzelnen soll die vorliegende Arbeit zur Beantwortung der nachfolgenden Fragestellungen beitragen.

Grundlage eines FAS zur Kollisionsvermeidung ist die zuverlässige Detektion und Verfolgung der umgebenden Hindernisse. Die hierfür typischerweise eingesetzten Verfahren zur Objektverfolgung (engl.: *Target Tracking*) basieren dabei auf der Annahme punktförmiger Ziele. Diese Näherung vereinfacht zwar den Entwurf entsprechender Zustandsschätzer, führt jedoch auf suboptimale Ergebnisse, sobald die eingesetzte Sensorik die räumliche Ausdehnung eines verfolgten Objekts auflösen vermag. Darüber hinaus beeinflusst die Objektgröße maßgeblich die Kritikalität einer Verkehrssituation und ist im Hinblick auf die beabsichtigte Anwendung deshalb von hoher Wichtigkeit. Dies gilt insbesondere im regelungstechnisch interessanten Nahbereich. Die Ausdehnung verfolgter Objekte ist beim Entwurf der Schätzeinrichtung daher zu berücksichtigen und – wo erforderlich – explizit mitzuschätzen. Aktuelle Ansätze beruhen auf den sehr rechenintensiven Partikel-Filtern und sind für einen Echtzeitbetrieb im Fahrzeug wenig geeignet. Im Rahmen dieser Arbeit sollen effiziente Algorithmen entwickelt und hinsichtlich ihrer Leistungsfähigkeit beurteilt werden.

Eine zentrale Fragestellung dieser Arbeit lautet: In welchen Verkehrssituationen soll das FAS eingreifen und mit welcher Verzögerung? Diese Fragestellung lässt sich als Entscheidungsproblem mit regelungstechnischer Komponente auffassen, das auf Grundlage der vorhandenen Informationen

⁴National Highway Traffic Safety Administration, US-Bundesbehörde für Straßen- und Fahrzeugicherheit

über das umgebende Umfeld, das eigene Fahrzeug sowie dessen Fahrer zu lösen ist. Dabei sind z. T. gegenläufige Anforderungen einzubeziehen. Einerseits soll der Fahrer im Falle einer drohenden Kollision durch das System einen größtmöglichen Nutzen erfahren. Andererseits ist als Randbedingung sowohl die Akzeptanz des Systems durch den Fahrer zu gewährleisten als auch das Produkthaftungsrisiko für den Hersteller gering zu halten. Die Unkenntnis über die Absicht des Fahrers, die Unzulänglichkeiten der Sensorik sowie die Unsicherheiten über das zukünftige Verhalten der anderen Verkehrsteilnehmer führen dabei zu Zielkonflikten, die im Rahmen der Systemauslegung möglichst optimal aufzulösen sind. Die schwach strukturierten Stadt- und Überland szenarien stehen dabei im Fokus dieser Arbeit. Dort treten die genannten Unsicherheiten in besonderem Maße in Erscheinung. Bisherige Ansätze bilden diese Unsicherheiten nur in unzureichender Weise in die Regelstrategie ab. Besondere Aufmerksamkeit soll der Ausarbeitung aussagekräftiger und effizient berechenbarer Situationsbewertungsmetriken zukommen. Diese sollen im Hinblick auf oben genannte Randbedingungen eine flexible und intuitive Parametrierung der Regelstrategie ermöglichen.

Wie lässt sich generell der Nutzen eines FAS zur Kollisionsvermeidung quantifizieren? Und welcher Nutzen ist unter Annahme einer realistischen Parametrierung zu erwarten? Inwieweit sind die dabei auftretenden Grenzen auf die Einschränkungen der Sensorik zurückzuführen? Auch diese Fragen stellen, die in der Literatur bislang kaum Beachtung finden, sollen im Rahmen dieser Arbeit beleuchtet werden. Hierzu sind zunächst geeignete Maße zu definieren, die den Nutzen für den Fahrer widerspiegeln. Die eigentliche Analyse muss aus ersichtlichen Gründen simulativ erfolgen. Dies erfordert eine entsprechende Simulationsumgebung, die im Rahmen dieser Arbeit ebenfalls entstehen soll. Die prototypische Umsetzung im Versuchsfahrzeug dient schließlich der Verifikation des Regelverhaltens.

1.3 Gliederung der Arbeit

Die Arbeit ist wie folgt gegliedert:

Kapitel 2 konkretisiert zunächst das vorliegende Thema und gibt einen Überblick über die in der Literatur beschriebenen Ansätze. Die Notwendigkeit neuer Ansätze wird aufgezeigt.

Kapitel 3 führt in die Grundlagen der Objektverfolgung ein, soweit diese zum weiteren Verständnis dieser Arbeit erforderlich sind. Den Schwerpunkt bildet die Darstellung der verbreitetsten Verfahren zur rekursiven Zustandsschätzung, nämlich der Partikel-Filter sowie des Kalman Filters und dessen

Erweiterungen. Hervorzuheben sind diesbezüglich die *Unscented Transform* und die Behandlung impliziter Messgleichungen.

Gegenstand von Kapitel 4 ist die Verfolgung ausgedehnter Objekte unter Verwendung von vier entfernungs- und winkelmessenden Nahbereichsradaran sowie einer monokularen Kamera. Letztere verfügt über eine Software zur Erkennung bewegter Objekte im Kamerabild auf Basis von optischen Flüssen. Die eingesetzten Sensoren werden eingehend beschrieben und eine Partikel-Filter basierte Lösung wird skizziert. Das Hauptaugenmerk liegt jedoch auf dem Entwurf einer praxistauglichen Objektverfolgung auf Basis linearer bzw. recheneffizienter nichtlinearer Filter. Die Verfahren werden anhand synthetischer und realer Messdaten bewertet.

Im Fokus von Kapitel 5 steht die Bewertung einer Verkehrssituation. Als geeignete Kritikalitätsmaße werden Zeitreserven identifiziert, allen voran die Zeitreserve bis zum Bremsen und die sog. Reaktionszeitreserve. Ein algorithmisches Rahmenwerk zur schnellen Berechnung dieser Zeitreserven wird im Detail vorgestellt. Die Berücksichtigung von Sensor- und Verhaltensunsicherheiten wird sich ebenfalls als notwendig erweisen.

Darauf aufbauend werden in Kapitel 6 zwei sich ergänzende Systemausprägungen abgeleitet: ein mehrstufig autonom bremsendes System sowie ein situationsadaptiver Bremsassistent. Beide Teilsysteme werden beschrieben und deren Auslegung im Hinblick auf die gegebenen Randbedingungen diskutiert. Das Regelverhalten wird anhand von Beispielen eingehend erläutert.

In Kapitel 7 werden Maße zur Bewertung des Systemnutzens definiert und eine Methodik vorgestellt, mit der sich der zu erwartende Nutzen in verschiedenen Situationen analysieren lässt. In entsprechenden Simulationsergebnissen werden sowohl Nutzen als auch Grenzen des Gesamtsystems eindrucksvoll aufgezeigt.

Eine Zusammenfassung dieser Arbeit und Potentiale für zukünftige Untersuchungen finden sich in Kapitel 8.

Schwere zu mindern.¹ Systeme, deren Regelstrategie auch autonome Ausweichmanöver umfassen, werden üblicherweise ausschließlich der Klasse der CAS zugeordnet. Bei rein bremsenden Systemen finden die Bezeichnungen CAS und CMS aber zumeist synonyme Verwendung. Eine strenge Unterscheidung macht unter praktischen Gesichtspunkten auch wenig Sinn, denn weder beschränken sich CMS ausschließlich auf die Abschwächung stets unvermeidbarer Kollisionen, noch garantieren CAS ein stets unfallfreies Fahren.

Daneben lassen sich noch teilautonome Systeme abgrenzen. Bei diesen muss dem beabsichtigten Regeleingriff zunächst eine gleich gerichtete Reaktion des Fahrers vorausgehen. Dadurch soll sichergestellt werden, dass der Regeleingriff mit der Absicht des Fahrers korrespondiert. Als Beispiel eines solchen Systems sei der Bremsassistent (BAS) genannt, dessen Aktivierung der Fahrer durch eine schnelle Betätigung des Bremspedals quittieren muss. Prinzipiell lässt sich ein situationsadaptiver BAS – wie etwa der in Kapitel 6.2 vorgestellte – aber auch als fahrerbeobachtendes CMS auffassen.

Der Einfachheit halber seien daher nachfolgend alle umfeldsensierenden FAS, die den Fahrer mittels Bremsseingriffen bei der Vermeidung oder Abschwächung von Kollisionen unterstützen, unabhängig von ihrer jeweiligen Systemauslegung unter dem Begriff CMS zusammengefasst. Diese Arbeit konzentriert sich auf derartige Systeme. In [78] findet der interessierte Leser einen allgemeineren Überblick über die vielfältigen Aspekte und technischen Herausforderungen umfeldsensierender FAS.

2.1 Schichtenmodell

Die von einem CMS zu bewältigenden Aufgaben lassen sich gedanklich grob in drei Schichten unterteilen. Als Diskussionsgrundlage soll das in Abb. 2.1 dargestellte Schichtenmodell dienen; ein ähnliches Modell wird u. a. in [124] vorgeschlagen. Die einzelnen Schichten skizzieren sich wie folgt:

Umgebungserfassung: Die Aufgabe dieser untersten Schicht besteht in der möglichst exakten Repräsentation der aktuellen Fahrzeugumgebung, des eigenen Fahrzeugs sowie ggf. des Fahrerzustands in dem für die darüber liegende Schicht notwendigen Umfang.

Situationsanalyse: Aufbauend auf den Daten der Umgebungserfassung muss die vorliegende Verkehrssituation beurteilt werden. Dazu ist es erforderlich, die repräsentierten Objekte mit dem eigenen Fahrzeug auf geeignete Weise in Beziehung zu setzen. Im hier betrachteten Fall

¹Dies wäre in der Luftfahrt auch wenig hilfreich.

2

Umfeldsensierende Fahrerassistenzsysteme zur Kollisionsvermeidung

Umfeldsensierende FAS zur Kollisionsvermeidung sind seit einigen Jahren aktiver Gegenstand von Forschung und Entwicklung. Das Spektrum reicht von rein warnenden Systemen (*Collision Warning System*, CWS) bis hin zu Systemen, die zum Zweck der Kollisionsvermeidung vollständig die Längs- und Querführung des Fahrzeugs übernehmen. Eine einheitliche Terminologie zu deren Differenzierung hat sich in der überwiegend englischsprachigen Literatur bislang jedoch nicht etabliert.

Im Vordergrund stehen Systeme zur Unfallschwereminderung (*Collision Mitigation System*, CMS). Diese assistieren dem Fahrer ggf. in mehreren Eskalationsstufen, beschränken sich in ihren Aktionen aber auf Warnungen und autonome Bremsseingriffe. Gelegentlich ist daher auch präzisierend von *Collision Mitigation by Braking/Brake System* die Rede.

Ebenfalls häufig thematisiert werden kollisionsvermeidende Systeme (*Collision Avoidance System*, CAS). Diese aus der Luftfahrt stammende Bezeichnung betont den unfallvermeidenden Systemgedanken – also die Absicht, Kollisionen tatsächlich zu verhindern, anstatt diese lediglich in ihrer

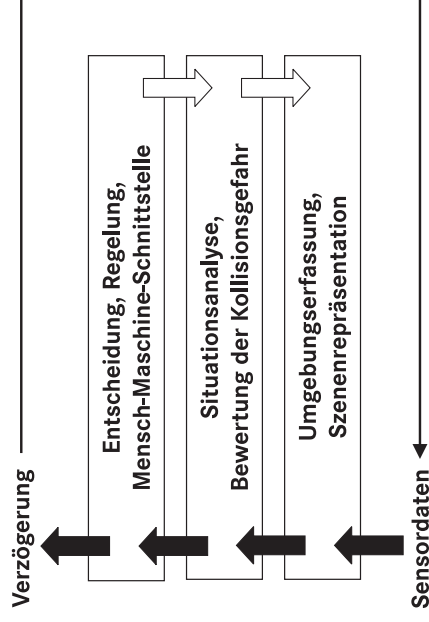


Abb. 2.1: Dreistufiges Schichtenmodell eines CMS. Information fließt primär von unten nach oben. Bremsingriffe des Systems wirken auf die Sensordaten zurück und schließen den Regelkreis. Der im Schaubild nicht dargestellte Fahrer wirkt wie ein zur Strecke gehöriger unterlagertes Regler.

besteht die Aufgabe konkret darin, die Kritikalität der Situation hinsichtlich einer bevorstehenden Kollision zu bewerten.

Regelung & Mensch-Maschine-Schnittstelle: Die dritte und oberste Schicht implementiert den Regeleingriff in die Fahrdynamik unter Berücksichtigung des Fahrers. Dazu gehört ggf. die Ausgabe von Warnhinweisen sowie die Deaktivierung bzw. Unterdrückung eines Eingriffs beim Übersteuern durch den Fahrer.

2.2 Sensoren zur Umgebungserfassung

Grundlage eines jeden CMS ist die zuverlässige Erfassung der Umgebung. Hierzu stehen verschiedene Sensoren zur Verfügung, die jedoch alle gewisse Vor- und Nachteile aufweisen. Zur Erzielung eines akzeptablen Systemverhaltens ist es i. A. erforderlich, mehrere Sensoren zu einem sog. Multisensorsystem zu integrieren und dadurch ihre individuellen Schwächen zu kompensieren. Die für FAS wichtigsten Sensoren werden nachfolgend kurz vorgestellt.

2.2.1 Kamerasysteme

Kamerabilder beinhalten praktisch alle zur Wahrnehmung der Fahraufgabe erforderlichen Informationen über das Fahrzeugumfeld. Der menschliche Fahrer liefert hierfür tagtäglich den Beweis. Neben der Detektion und Klassifikation anderer Verkehrsteilnehmer ermöglichen Kamerabilder auch die Detektion von Spurmarkierungen, Verkehrszeichen, Ampeln oder Fußgängerüberwegen. Diese Informationen müssen aber zunächst mittels geeigneter Verfahren aus den rohen Videobildern extrahiert werden [52, 39].

Als digitale Bildaufnehmer kommen CCD- oder CMOS-Sensoren in verschiedenen Auflösungen zum Einsatz. Die neueren CMOS-Sensoren bieten u. a. eine höhere Dynamik, was insbesondere bei Gegenlicht oder Tunnelausfahrten nützlich ist. Farbkameras bieten diverse Vorteile bei der Bildaufwertung – etwa bei der Klassifikation von Ampelphasen oder zur Diskriminierung gelber und weißer Spurmarkierungen. Bildaufnehmer im nahen oder fernen Infrarot erlauben die Detektion heißer Objekte und liefern auch bei Dunkelheit oder schlechter Ausleuchtung verwertbare Bilder. Die Integration der Kameras erfolgt üblicherweise hinter der Frontscheibe auf der Höhe des Innenspiegels oder in den Scheinwerfern. Neben schlechter Beleuchtung sind vor allem Nebel, Schneefall, starker Regen und insbesondere Verschmutzungen problematisch.

Bei Monokamerasystemen ist die Entfernung detektierter Objekte nur über zusätzliche Modellannahmen wie der Objektgröße oder – bei ebener Straße – der Lage der Unterkante bestimmbar. Die unter solchen Annahmen berechneten Entfernungen sind aber oftmals zu ungenau. Die Detektion von Objekten erfolgt entweder aus deren Bewegungen im Bild oder durch Mustererkennung bei gleichzeitiger Klassifikation des detektierten Objekts. Letzteres erweist sich aufgrund verschiedenster Blickwinkel und Geometrien gerade im Stadtverkehr als sehr anspruchsvoll, vor allem bei komplizierteren Gebilden wie Fußgängern oder Menschengruppen.

Stereokamerasysteme gestatten hingegen eine modellunabhängige Detektion durch die Auswertung korrespondierender Bereiche in den aus unterschiedlichen Blickwinkeln aufgenommenen Bildpaaren. Die Rekonstruktion der Tiefeninformation ermöglicht eine modellunabhängige Segmentierung von Objekten der 3D-Szene. Der eingegrenzte Bildbereich sowie die Gestalt des segmentierten Objekts erleichtert aber auch eine nachfolgende Klassifikation. Repetitive Muster, spiegelnde Flächen und homogene Texturen erschweren allerdings die zugrunde liegende Korrespondenzsuche. Abweichungen vom angenommenen Einbauwinkel der Kameras resultieren ebenfalls in einer Degradation der Erkennungsleistung und erfordern ggf. eine Online-Kalibrierung [29].

Die Reichweite von Kamerasystemen ist stark abhängig vom Objektiv und der Auflösung des Bildes. Typische Werte liegen bei 30–70 m. Ein großer Vorteil gegenüber anderen Sensoren ist die hohe Winkelauflösung, welche letztlich eine sehr gute laterale Vermessung ermöglicht.

2.2.2 Radarsysteme

Radarsensoren² werden seit mehreren Jahren erfolgreich im Bereich der Abstandsregelung eingesetzt. Ihr Messprinzip besteht in der gebündelten Aussendung elektromagnetischer Wellen und dem anschließenden Empfang der reflektierten Wellenanteile. Im Detail zeigen sich jedoch vielfältige Realisierungsunterschiede [125]. Typisch für den Einsatz im Automobil sind frequenzmodulierte Dauerstrichradare³, bei denen die Entfernung zum reflektierenden Objekt aus der Phasendifferenz zwischen hin- und rücklaufender Welle bestimmt wird, sowie Puls-Doppler-Radare, bei denen sich die Entfernung aus den Laufzeiten der ausgesendeten Pulse berechnet. Fernbereichsradare operieren bei einer Trägerfrequenz um 77 GHz und besitzen eine Reichweite von bis zu 200 m bei eher kleinem Öffnungswinkel. Am Markt erhältliche Nahbereichsradare arbeiten mit unterschiedlichen Bandbreiten bei 24 GHz. Aufgrund ihres großen Öffnungswinkels und ihrer vergleichsweise geringen Reichweite von ca. 30 m eignen sie sich primär zur großflächigen Erfassung des unmittelbaren Fahrzeugumfelds. In [69] werden Nahbereichsradare sogar zur Objektklassifikation eingesetzt.

Durch Ausnutzung des Dopplereffekts oder durch Analyse der Phasendifferenzen aufeinander folgender Pulse sind die Sensoren in der Lage, die radiale Relativgeschwindigkeit des Reflexionspunktes direkt zu messen, was insbesondere bei der Datenzuordnung und der Schätzung der Objektbeschleunigung von großem Vorteil ist. Die Winkelmessung erfolgt über mehrere feststehende, sich überlappende Antennenkeulen oder mittels scannender Antennen, bei denen die Keule mechanisch oder elektronisch geschwenkt wird. Aufgrund ihrer hohen Fertigungskosten werden Radarsysteme mit elektronisch schwenkbaren Antennen (sog. *Phased Arrays*) im Automobilbereich bisweilen nicht eingesetzt.

Die Sensoren werden vorzugsweise in der Nähe des Kühlergrills oder in der Stoßstange verbaut, wobei ggf. spezielle Materialien und Lacke erforderlich sind, um die Durchlässigkeit zu gewährleisten. Im Vergleich zu anderen Sensortypen zeichnen sich Radarsensoren durch ihre hohe Robustheit gegenüber schlechtem Wetter und Verschmutzungen aus. Glatte Flächen wir-

²Radio Detection and Ranging

³Frequency Modulated Continuous Wave (FMCW)

ken auf die Millimeterwellen wie ein optischer Spiegel und werden – wie absorbierende Materialien auch – ggf. nicht oder nur sehr spät detektiert. Mehrfachreflexionen, Bodenechos und wandernde Reflexionszentren erfordern zusätzliche Signalverarbeitung.

2.2.3 Laserscanner

Laserscanner bzw. Lidarsysteme⁴ messen Entfernungen über die Laufzeiten zwischen ausgesendeten und reflektierten Lichtpulsen, wobei Wellenlängen im für den Menschen unsichtbaren Infrarot üblich sind. Im Gegensatz zu Radarsystemen lassen sich mit vertretbarem Aufwand jedoch keine Relativgeschwindigkeiten messen. Die Messung von Winkeln erfolgt beim Mehrstrahlprinzip über mehrere fächerförmig angeordnete Strahlen oder beim Scanner mittels eines mechanisch rotierenden Strahls.

Die Integration erfolgt in den Scheinwerfer oder im Bereich der Stofffänger, wobei ggf. lichtdurchlässige Aussparungen erforderlich sind. Aufgrund potentieller Augenschäden ist die zulässige Lichtleistung der Laser limitiert, was sich nachteilig auf die Reichweite auswirkt. Bei gutem Wetter liegt diese typischerweise bei etwa 100 m. Verschmutzung, Regen, Schneefall oder Nebel beeinträchtigen die Reichweite aber stark und können zum kompletten Ausfall des Sensors führen. Problematisch sind auch absorbierende (schwarze) sowie lichtdurchlässige Materialien. Nickbewegungen des Fahrzeugs sowie hügelige Strecken können zum Schnitt von Scanebene und Straße führen und wie ein stehendes Hindernis interpretiert werden. Dieses Problem lässt sich durch Auswertung mehrerer Scanebenen lösen [38], ist jedoch mit einem Mehraufwand an Hardware und Signalverarbeitung verbunden.

Vorteilhaft ist der hohe Öffnungswinkel, der bei günstiger Einbauposition praktisch den gesamten Frontbereich abdeckt, sowie die gute Winkel- und Entfernungsgenauigkeit. Bei langsamer Fahrt und mit entsprechendem Aufwand lassen sich damit selbst kompliziert gestaltete Fahrräume erfassen. In der Robotik werden Laser bevorzugt zur Selbstlokalisierung und Kartengenerierung⁵ eingesetzt [45, 88]. Die eingangs erwähnte Grand Challenge wurde ebenfalls unter massivem Einsatz von Laserscannern bestritten, was das Potential dieser Sensoren auch für automobiler Anwendungen untermauert.

⁴Light Detection and Ranging

⁵Simultaneous Localization and Map Building (SLAM)

2.2.4 Ultraschall

Ultraschallsensoren emittieren hochfrequente Schallwellen und messen die Distanz zu einem Gegenstand über die Laufzeit der reflektierten Pulse [23]. Je höher die Frequenz der Schallwellen, desto höher ist auch deren Dämpfung durch die Luft und damit die Reichweite des Systems. Üblich sind Frequenzen um 40 kHz. Da Frequenz- und Phasenverschiebung reflektierter Schallwellen nur mit hohem Aufwand gemessen werden können, werden auch hier keine direkten Geschwindigkeitsmessungen generiert. Die Auflösung der Entfernungsmessung liegt bei etwa ± 1 cm.

Der Winkel eines reflektierenden Punktes wird i. A. mittels Multilateration geschätzt, so dass in der Praxis zumeist mehrere Sensoren notwendig sind. Nachteilig ist die kurze Reichweite der Sensoren sowie Probleme bei Wind und schneller Fahrt. Schallabsorbierende Materialien und glatte Flächen, die den Schall vom Sensor weg reflektieren, können ebenfalls nicht zuverlässig detektiert werden. Der größte Vorteil der Sensoren ist der im Vergleich sehr günstige Preis.

Das typische Anwendungsgebiet liegt bei der Erfassung statischer Umgebungen bei langsamer Fahrt, z. B. als Einparkhilfe oder zur Vermessung von Parkplätzen. Zur Umgebungserfassung in dynamischen Verkehrssituationen oder bei schneller Fahrt sind Ultraschallsensoren ungeeignet.

2.2.5 Karten und Kommunikation

Digitale Karten stellen in Verbindung mit Satellitennavigationssystemen eine weitere Möglichkeit dar, um Informationen über das Umfeld zu gewinnen. Die geographische Position des Fahrzeugs wird hierzu mit der digitalen Karte in Übereinstimmung gebracht. Zur Steigerung der Robustheit wird die satellitengestützte Positionsbestimmung mit einer Inertialsensorik-basierten Pfadintegration gekoppelt. Anschließend können auf der Karte gespeicherte Attribute über den vorausliegenden Fahrraum ausgelesen werden. Hierzu gehören u. a. Abstände zu Kreuzungen und Tunneln, die Klassifikation der befahrenen Strecke in Autobahn, Landstraße oder Stadtgebiet, sowie Anzahl, Breite und Fahrtrichtung der vorhandenen Fahrspuren. Die Geometrie der Straßenverläufe wird weiterhin durch Polygonzüge approximiert. Diese Daten eignen sich z. B. zur Spurverlaufsschätzung in gut strukturierten Szenarien [99]. In Stadtgebieten ist der Nutzen im Hinblick auf CMS jedoch eher begrenzt, da der fahrbare Raum hier oftmals ein komplexes geometrisches Gebilde darstellt. Problematisch sind außerdem die Genauigkeit und die Aktualität des verwendeten Kartenmaterials.

Fahrzeug-Fahrzeug- bzw. Fahrzeug-Infrastruktur-Kommunikation lässt sich ebenfalls als ein abstrakter Sensor auffassen, der völlig neue Möglichkeiten in der Umgebungserfassung eröffnet [111, 109]. Insbesondere in Kreuzungssituationen wäre Kommunikation ein vielversprechender Sensor, da er buchstäblich erlaubt, „um die Ecke“ zu schauen. Dieser Aspekt wird in Kapitel 7 erneut aufgegriffen. Obwohl in Projekten wie FleetNet, CarTalk oder Network on Wheels [36] entsprechende Kommunikationsstandards entwickelt und untersucht werden, ist mit einem Serieneinsatz solcher „Sensoren“ vorerst nicht zu rechnen. In Bezug auf die Verarbeitung empfangener Daten und die Ausgestaltung kooperativer Regelmechanismen sind noch viele Fragen ungeklärt. Im Hinblick auf Sicherheitssysteme ist ggf. zu klären, wer im Zweifel für die Korrektheit empfangener Daten gerade steht.

2.3 Ansätze zur Situationsbewertung und Fahrerunterstützung

2.3.1 Problemstellung

In der Literatur werden zahlreiche Ansätze zur Situationsbewertung und Fahrerunterstützung vorgeschlagen, die sich hinsichtlich Methodik, Komplexität und Regelstrategie unterscheiden [116, 42]. Eine „optimale“ Herangehensweise hat sich in Anbetracht der vielen, teils unsicheren Einflussfaktoren jedoch nicht herauskristallisiert. Abb. 2.2 illustriert eine Verkehrsszene, wie sie in einer Stadt vorkommen könnte. Die textuelle Beschreibung dieser Szene soll dem Leser einen Eindruck von den Fragestellungen vermitteln, wie sie von den beiden oberen Schichten des in Abb. 2.1 dargestellten Schichtenmodells abzuarbeiten sind.

... das Systemfahrzeuge droht bei unveränderter Fahrt zunächst auf den langsam voraus fahrenden PKW aufzufahren. Gefahr geht zudem noch von dem Fußgänger aus, der gerade im Begriff ist, die Straße zu überqueren und sich aufgrund des Fußgängerüberwegs womöglich in Sicherheit wähnt. Aber vielleicht wird er vorsichtshalber auch erst einmal stehen bleiben und abwarten was passiert. Eine weitere Kollisionsgefahr stellt auch das von rechts kreuzende Fahrzeug dar. Mit Letzterem käme es jedoch nur dann zu einer Kollision, falls das Systemfahrzeug abbremst, andernfalls würden beide PKW gerade noch aneinander vorbei fahren. Unabhängig davon ließe sich eine Kollision mit dem querenden PKW dann stets vermeiden, wenn dessen Fahrer abbremst, um rechtzeitig vor der potentiellen Kollisionszone noch anzuhalten.

Ob er das tun wird, ist jedoch ungewiss. Das entgegenkommende Fahrzeug stellt zwar keine direkte Kollisionsgefahr dar, verhindert aber, dass das Systemfahrzeug unmittelbar nach links ausweichen kann. Andererseits kann sich zu einem späteren Zeitpunkt eine Lücke zwischen dem vorausfahrenden und dem entgegenkommenden PKW auftun, durch die der Fahrer des Systemfahrzeugs nach links hindurch manövrieren könnte ...

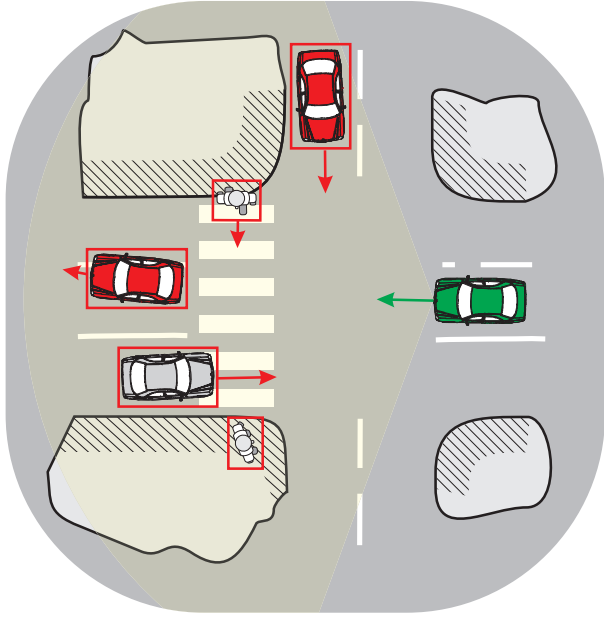


Abb. 2.2: Komplexe Verkehrsszene an einer Straßenskreuzung. Das von unten in die Kreuzung einfahrende Systemfahrzeug (grün) ist mit einem CMS ausgestattet. Die von der Umgebungserfassung erkannten Objekte werden durch ihre umgebenden Rechtecke repräsentiert. Die angebrachten Pfeile korrespondieren mit den jeweiligen Geschwindigkeitsvektoren. Wie ist die Situation zu bewerten? Soll das System eingreifen?

Die zu beantwortende Frage lautet zusammenfassend: In welchen Situationen soll das CMS eingreifen, und falls es eingreift, wie stark soll der Bremsengriff sein? Zur Lösung dieser Fragestellung bedarf es geeigneter Entscheidungs- bzw. Regelungsverfahren. Die offensichtliche Echtzeitanforderung schränkt die algorithmische Komplexität der Verfahren im Hinblick auf die im Fahrzeug verfügbare Rechenleistung allerdings ein. Die Unkennt-

nis über die Absicht des Fahrers, die Unzulänglichkeiten der Sensorik sowie die Unsicherheiten über das zukünftige Verhalten der anderen Verkehrsteilnehmer führen darüber hinaus zu Zielkonflikten, die im Rahmen der Systemauslegung möglichst „optimal“ aufzulösen sind. Die abzuwägenden Faktoren lauten im Einzelnen:

Systemnutzen: Je früher der Fahrer in einer kollisionsträchtigen Situation durch eine Warnung oder einen Bremsengriff unterstützt wird, desto höher stehen i. A. die Chancen, dass ein Unfall vermieden wird oder zumindest die Unfallfolgen deutlich reduziert werden. Anhand der Erläuterungen zu Abb. 2.2 wird aber auch klar, dass der Nutzen nicht in jeder Situation als einfache monotone Funktion dargestellt werden kann. Dies gilt insbesondere im Mehrobjektfall. Eine Methodik zur Quantifizierung des Systemnutzens wird in Kapitel 7 vorgestellt.

Fahrerazzeptanz: Warnungen oder Bremsengriffe, die der Fahrer als „zu früh“ bzw. bevormundend erachtet, gefährden die Akzeptanz des Systems und müssen daher auf ein akzeptables Niveau reduziert werden. Der Leser stelle sich seine Reaktion auf ein CMS vor, das ihn beim hektischen Feierabendverkehr durch die Stadt ständig warnt oder gar regelmäßig „einbremst“.

Produkthaftung: Unter gewissen Umständen könnte ein CMS einen Unfall auch begünstigen, beispielsweise durch das Auffahren des rückwärtigen Verkehrs infolge des Bremsengriffs. Insbesondere starke Bremsengriffe sind hierbei problematisch. Weiterhin ist fraglich, ob ein Fahrer nach einer autonomen Vollbremsung prinzipiell noch in der Lage ist, die Fahraufgabe weiterhin wahrzunehmen. Solange derartige Fragen zur Verantwortlichkeit nicht ausdrücklich geregelt sind, ist eine rechtliche Würdigung schwierig [1] und das Risiko aus Sicht des Herstellers gering zu halten.

2.3.2 Verwandte Arbeiten

Die in der Literatur beschriebenen Ansätze lassen sich hinsichtlich vieler Ausprägungen methodisch einordnen. Unterscheidungsmerkmale sind u. a. der Umfang der verwendeten Umgebungsinformation, die Modellierung des zukünftigen Verhaltens, das verwendete Kritikalitätsmaß, der benötigte Rechenaufwand, ob es sich um ein Ein- oder Mehrobjektverfahren handelt, die Berücksichtigung von Unsicherheiten, sowie die Ausgestaltung des Regelgriffs. Generell werden kritische Verkehrssituationen dadurch identifiziert,

dass eine Abweichung vom als „sicher“ bewerteten Fahrverhalten festgestellt wird. Überschreitet die Abweichung eine definierte Schwelle, so greift das FAS unterstützend ein. Die Art des beabsichtigten Systemeingriffs ist dabei entweder a priori vorgegeben oder muss aus der Analyse der Situation abgeleitet werden.

Falls der potentielle Systemeingriff schon a priori feststeht – etwa im Falle eines CWS oder eines CMS mit definierter Verzögerung – kann die Entscheidung, ob ein Systemeingriff erfolgen soll oder nicht, als binäres Klassifikationsproblem aufgefasst werden. Der die aktuelle Situation beschreibende Zustandsvektor, der je nach Anzahl der vorhandenen Objekte variabler Dimension sein kann, muss einer von zwei Klassen, entsprechend der Entscheidung für „eingreifen“ oder „nicht eingreifen“, zugeordnet werden. Ein Eingriff erfolgt, sobald die Zustandstrajektorie in das korrespondierende Entscheidungsgebiet eintritt.

Mit der *Generalized State-Space Alerting Theory* stellt [126] eine Methodik zur Bestimmung „optimaler“ Entscheidungsgebiete im Zustandsraum vor. Im Wesentlichen beruht der Ansatz darauf, an jedem Punkt des Zustandsraums zwei probabilistische Trajektorienmodelle zu definieren – jeweils eines für den Fall, dass ein Systemeingriff erfolgt bzw. nicht erfolgt. Die Trajektorienmodelle müssen zunächst aus geeigneten Fahrzeug-, Sensor- und Verhaltensmodellen gebildet werden. Anschließend sind für jeden Punkt des Zustandsraums sowohl die Wahrscheinlichkeit eines erfolgreichen Eingriffs als auch die Wahrscheinlichkeit eines unnötigen Eingriffs in Offline-Simulationen zu ermitteln. Sind diese Wahrscheinlichkeiten erst einmal bekannt, lässt sich ein Klassifikator konstruieren, der vergleichbar einem Neyman-Pearson-Empfänger einen gewünschten Arbeitspunkt auf der *System Operating Characteristic* Kurve einnimmt. Einen ähnlichen Ansatz wählt auch [87] im Rahmen des Forschungsprojekts PROTECTOR⁶. Mehrere Gründe sprechen jedoch gegen diese recht allgemeine Methodik. So hängt das Ergebnis maßgeblich davon ab, wann ein Eingriff als Erfolg oder als Misserfolg gewertet wird. Im Gegensatz zur Luftfahrt, wo dies einfach am Ereignis „Kollision“ unterschieden werden kann, eröffnet sich im Straßenverkehr ein ungleich größerer Wertungsspielraum, da hier z. B. auch die Reduzierung der Kollisionsgeschwindigkeit einen wesentlichen Sicherheitsbeitrag leistet. Problematisch ist weiterhin die probabilistische Verhaltensmodellierung, insbesondere im Falle mehrerer, sich gegenseitig beeinflussender Verkehrsteilnehmer. Da der Zustandsvektor typischerweise ≥ 10 Dimensionen umfasst, mangelt es einem solchen Ansatz auch an praktischer Realisierbarkeit. Stattdessen erscheint es zielführender, durch die Verwendung konstruktiver, modellbasierter Ansätze

und pragmatischer, interpretierbarer Kritikalitätsmaße die Dimensionalität des Problems zu reduzieren und damit auch ein intuitives Parametrieren von Schwellwerten zu ermöglichen.

Aus dem Fachbereich der mobilen Roboter stammende Bahnplanungsverfahren werden neben ihrem primären Einsatz in der autonomen Fahrzeugführung ebenfalls zur Situationsanalyse in kollisionsvermeidenden FAS vorgeschlagen. Während bei Ersterem die kontinuierliche, reaktive Regelung des Fahrzeugs entlang einer kollisionsfreien Bahn angestrebt wird, geht es bei Letzterem zunächst nur darum, die Möglichkeiten des Fahrers zu ermitteln, kollisionsfrei durch die sich ihm darbietende Verkehrsszene zu manövrieren. Ein Eingriff erfolgt erst dann, wenn die „Schwierigkeit“ dieser Möglichkeiten als kritisch bewertet wird. Der Fahrer bleibt also weiterhin der eigentliche Regler, der jedoch von einer Bahnplanungskomponente überwacht wird.

Ein gängiges Bahnplanungsverfahren ist die Potentialfeldmethode [10]. Bei ihr werden dem Fahrbahnrand und den zu meidenden Hindernissen abstoßende Potentiale zugeordnet; einem vorausliegenden, sich vorzugsweise jenseits aller Hindernisse auf der Fahrbahn befindlichen Zielpunkt ein anziehendes Potential. Das als Punktladung aufgefasste Systemfahrzeug wird daraufhin dem vom Gradienten der Potentialfunktion erzeugten Kraftfeld ausgesetzt. Aus der entstehenden Bahnkurve lässt sich dann eine Soll-Trajektorie ableiten, von der man sich erhofft, dass sie die am einfachsten abzufahrende Trajektorie zum Zielpunkt darstellt. Die Bewertung dieser Soll-Trajektorie dient als Entscheidungsgrundlage für den Systemeingriff. Lokale Minima in der Potentialfunktion sowie die mangelnde Übertragbarkeit der gefundenen Lösung auf reale Straßenverkehrsverhältnisse schränken die praktische Anwendbarkeit der Potentialfeldmethode jedoch stark ein. So bleibt beispielsweise eine mittige Durchfahrt zwischen zwei eng stehenden Hindernissen als einfachste Lösung unentdeckt, solange eines der Hindernisse in größerem Abstand auch außen umfahren werden kann.

Die Methode der elastischen Bänder [93, 48] löst einige dieser Probleme. Ihr liegt die Idee zugrunde, zwischen dem Systemfahrzeug und dem vorausliegenden Zielpunkt gedanklich ein elastisches Band zu spannen, das analog zur Potentialfeldmethode abstoßend auf Fahrbahnrand und Objekte wirkt. Die Soll-Trajektorie korrespondiert dann mit der zu berechnenden Gleichgewichtslage des elastischen Bandes. Da k Hindernisse jeweils links oder rechts passiert werden können, berechnet [17] die Gleichgewichtslagen aller 2^k Bänder. Die Bänder werden dabei durch Knotenpunkte diskretisiert, die durch ideale Federn miteinander verbunden sind. Hindernisse werden unabhängig von ihrer wahren Gestalt als Kreise modelliert, so dass deren Krafterwirkung auf die einzelnen Knotenpunkte geschlossen dargestellt werden kann.

⁶Preventive Safety for Unprotected Road Users

Nichtsdestotrotz müssen die Gleichgewichtslagen iterativ bestimmt werden. Als Entscheidungsgrundlage für einen Eingriff dient dasjenige Band, bei dessen Durchfahrt das geringste Querbeschleunigungsmaximum auftritt. Obwohl im Ansatz interessant, kann auch diese Methode nicht vollständig überzeugen. Die Berücksichtigung bewegter Objekte erfolgt lediglich heuristisch durch die Einführung zeitabhängiger Potentiale. Die tatsächliche Fahrbarkeit der gefundenen Trajektorie muss in einer gesonderten Analyse verifiziert werden.

Bei geometrischen Bahnplanungsverfahren basieren die Trajektorienmodelle auf parametrischen ebenen Kurven wie *Quartic Splines* [86] oder Bézierkurven [90, 51]. Mit einer ausreichend hohen Knotenanzahl sind praktisch beliebige Trajektorien repräsentierbar. Die Knoten werden in Bezug auf die Hindernisse und deren präzidierte Bewegung numerisch optimiert. Fahrdynamische Beschränkungen des Systemfahrzeugs gehen dabei als Randbedingungen in die Optimierung ein. Die Prüfung, ob sich eine in Planung befindliche Trajektorie zeitlich-örtlich mit der eines Hindernisses schneidet, erfordert das numerische Lösen polynomialer Gleichungssysteme, z. B. unter Verwendung von Resultanten [122] oder Gröbner-Basen [79]. Werden die Trajektorien durch Polygonzüge approximiert, dann lassen sich Schnittpunkte mittels geometrischer *Plane-Sweep*- oder *Red-Blue-Line-Intersection*-Algorithmen ermitteln [12, 25, 102].

Vorteilhaft an obigen Verfahren ist, dass sie alle Hindernisse gleichzeitig in die Bewertung der Situation einbeziehen. Dies gilt insbesondere in solchen Verkehrssituationen, in denen sich die geforderte Kritikalität für einen rechtzeitigen Eingriff nur aus der gemeinsamen Betrachtung mehrerer Hindernisse folgern lässt. Nachteilig ist jedoch der vergleichsweise hohe Rechenaufwand, der spätestens bei der Berücksichtigung von Unsicherheiten die Grenzen der Echtzeitfähigkeit übersteigt. Wesentlich effizienter sind die nachfolgend skizzierten Einobjektansätze. Bei diesen wird das Systemfahrzeug zu jeweils einem Hindernis der Szene in Beziehung gesetzt. Dies erfolgt durch Abbildung der jeweiligen Zustände auf ein mehr oder weniger intuitives Kritikalitätsmaß, das zumeist auf den beabsichtigten Systemeingriff hin entworfen wird. Ein Eingriff erfolgt, sobald das Kritikalitätsmaß eine festgelegte Schwelle über- oder unterschreitet. Abgesehen von einigen unorthodoxen Ansätzen, wie der Bestimmung von Kollisionskegeln [24], basieren die meisten Kritikalitätsmaße entweder auf Zeit-, Abstands-, oder Beschleunigungsmaßen.

In [59] wird ein auf Auffahrfälle ausgelegtes CMS betrachtet, dass zur Reduzierung der Kollisionsgeschwindigkeit eine Vollbremsung durchführt. Als Kritikalitätsmaß wird die zur Kollisionsvermeidung notwendige Bremsverzögerung a_{req} verwendet. Querbewegungen und Verhaltensänderungen

des Objekts werden vernachlässigt. Die Möglichkeit von Ausweichmanövern bleibt ebenfalls unbeachtet. Anstatt eines deterministischen Schwellwertvergleichs mit der möglichen Bremsverzögerung a_{min} schlagen die Autoren einen statistischen Hypothesentest vor, in welchem sie die Unsicherheiten des aktuellen Zustands berücksichtigen. Ein Eingriff soll erst dann erfolgen, wenn der Schwellwert mit einer geforderten Sicherheit λ erreicht ist, d. h. $\Pr(a_{req} < a_{min}) \geq \lambda$. Da a_{req} eine nichtlineare Funktion der Zustände ist, wird obige Wahrscheinlichkeit mittels einer Monte Carlo Integration approximiert. Der Ansatz stützt sich auf die in der Objektverfolgung eingesetzten Kurzzeit-Modelle, die jedoch nicht dazu geeignet sind, das Objektverhalten über einen Zeitraum mehrerer Sekunden zu präzidieren. Dies kann generell als größtes Manko probabilistischer Ansätze angesehen werden. Ob dem beträchtlichen Rechenaufwand ein signifikanter Nutzen gegenübersteht, ist daher anzuzweifeln.

Ein häufig gebrauchtes Kritikalitätsmaß ist die auf Lee [73] zurückgehende Kollisionszeitreserve (TTC, *Time To Collision*) [9, 27, 70, 4]. Hauptnachteil des TTC-Kriteriums ist, dass es keinerlei direkten Bezug zu den Eingriffsmöglichkeiten des Fahrers oder des FAS herstellt. TTC schätzt lediglich die verbleibende Zeit bis es unter den angenommenen Bewegungen zur Kollision kommt, gibt jedoch weder Aufschluss darüber, ob die Kollision noch abzuwenden ist, noch welche „Reserve“ hierfür besteht. Vielmehr werden den Situationen, in denen eine Kollision nicht mehr zu verhindern ist und solche, in denen selbige noch verhindert werden kann, auf einen identischen TTC-Wert abgebildet.

Schließlich gibt es noch mehrere abstands-basierte Kritikalitätsmaße. Heranzuhelien sind hier der präzidierte Minimalabstand (zusammen mit der präzidierten Zeit bis zum Erreichen desselben) [92] sowie die sog. Mazda- und Honda-Algorithmen [31, 37]. Letztere berechnen jeweils einen Sicherheitsabstand, der unter Annahme eines definierten Bremsmanövers des vorausfahrenden Fahrzeugs sowie einer verzögerten Reaktion des Systemfahrzeugs zur Kollisionsvermeidung einzuhalten ist. Am überzeugendsten erscheint bis dato jedoch der für Auffahrfälle entwickelte NHTSA-Algorithmus [20]. Dieser berechnet den einzuhaltenden Abstand unter der Voraussetzung, dass sich das vorausfahrende Fahrzeug mit konstanter Beschleunigung weiterbewegt bis es ggf. zum Stillstand kommt. Für das Systemfahrzeug wird angenommen, dass es seine aktuelle Beschleunigung für eine vorgegebene Reaktionszeit beibehält und anschließend mit einer definierten Verzögerung abbremsst. Die Reaktionszeit wird mit einem verminderten Wert angesetzt, falls der Fahrer auf der Bremse steht. Alle genannten Ansätze beschränken sich ausschließlich auf das Szenario „Auffahrfall“. Die Auswirkungen von Quer-

bewegungen sowie kreuzende und entgegenkommende Hindernisse werden nicht erörtert.

Abschließend werden noch einige umfangreichere Arbeiten diskutiert, die im Rahmen von Dissertationen entstanden sind.

Kopischke [65] stellt ein Notbremsystem vor, das erst dann eingreift, wenn eine Kollision auch durch einen professionellen Fahrer nicht mehr verhindert werden kann. Durch diese Strategie wird das Produkthaftungsrisiko minimiert und die Fahrerakzeptanz gewährleistet. Aufgrund des späten Eingriffs sowie des Zeitverhaltens des Bremsystems ist der Nutzen für den Fahrer jedoch eher gering zu bewerten. Die Unausweichlichkeit einer Kollision wird dadurch festgestellt, dass weder eine Vollbremsung mit maximaler Verzögerung noch das schlagartige Ausweichen nach links oder rechts ausreichen, um die Kollision mit einem Objekt der Szene zu vermeiden. Unsicherheiten der Sensorik oder des zukünftigen Verhaltens anderer Verkehrsteilnehmer werden jedoch nicht berücksichtigt. Die vorgestellten Algorithmen beschränken sich vielmehr auf stationäre Hindernisse.

Lages [72] untersucht zwei Systeme: die aktive Unfallvermeidung, falls eine Kollision gerade noch verhindert werden kann, sowie ein aktiver Notbremsengriff, sobald eine Kollision nicht mehr verhindert werden kann. Die dargestellten Verfahren beschränken sich im Wesentlichen auf stehende Ziele, wobei Sensor- und Verhaltensunsicherheiten unberücksichtigt bleiben. Die aktive Unfallvermeidung basiert auf einer nicht im Detail erläuterten Fuzzy-Regelung und beinhaltet das automatische Ausweichen vor dem Objekt. Die Praxistauglichkeit dieser Kollisionsvermeidungsstrategie stellt Lages durch das folgende Zitat jedoch selbst in Frage: *“To leave the road and use for example a meadow could be also a feasible decision to minimize damage, but only in the case, that there are no children playing”*. Nach einem ersten Eingriff wäre das Fahrzeug zunächst automatisch am Straßenrand abzustellen, um dem Fahrer sicher die Kontrolle zurück zu geben. Das gesamte Konzept erscheint schon alleine deshalb schlecht konditioniert, weil die Entscheidungsgebiete für die beiden Aktionen „Unfallvermeidung, falls eine Kollision gerade noch verhindert werden kann“ und „Notbremsengriff, sobald eine Kollision nicht mehr verhindert werden kann“ lediglich durch eine Trennfläche im Entscheidungsraum voneinander separiert sind. Die genaue Lage dieser Trennfläche ist aufgrund von Sensor- und Verhaltensunsicherheiten darüber hinaus selbst unsicher.

Mock-Hecker [64] argumentiert, dass kritische Verkehrssituationen nur dann mit einer ausreichend hohen Wahrscheinlichkeit korrekt antizipiert werden können, wenn Wissen über das wahrscheinliche Verhalten der Verkehrs-

teilnehmer zur Verfügung steht.⁷ Dieses Wissen wird in Form symbolischer repräsentierter Pläne, die das zukünftige Verhalten auf taktischer Ebene beschreiben, als bekannt vorausgesetzt. Die Erkennung kritischer Verkehrssituationen erfolgt dann durch die Erkennung bzw. Prädiktion von Plankonflikten. Da die symbolischen Pläne das zukünftige Verhalten lediglich rein qualitativ beschreiben, die Kritikalität jedoch maßgeblich vom genauen aber unsicheren Zeitverhalten abhängt, wird die Konflikterkennung unter Verwendung von Intervallarithmetik realisiert. Wie sich daraus letztlich ein Maß für die Schwere des Konflikts ableitet, wird allerdings nicht befriedigend erläutert. Schon die Voraussetzung des Ansatzes, nämlich die korrekte Erkennung von Plänen über einen Zeithorizont von Sekunden, ist selbst bei perfekter Umgebungserfassung nicht zu erfüllen! Da im Stadtzenario zumeist mehrere Pläne möglich sind, wäre in der Konsequenz das kartesische Produkt aller möglichen Pläne über alle Verkehrsteilnehmer zu untersuchen. Zur Reduzierung des Aufwands dieses „was wäre wenn“-Spiels schlägt [18] in einem ähnlichen Ansatz eine Monte Carlo Integration vor. Zwischen den berichteten Zykluszeiten von 1–2 s auf einem modernen PC und den angestrebten 20–40 ms auf einem Steuergerät verbleibt dennoch ein gewaltiger Unterschied. Das größte Problem ist jedoch erneut die Gewichtung der Pläne! Mit welcher Wahrscheinlichkeit dieses oder jenes Verhalten angenommen wird, ist gerade in einer Stadt von vielen unbeobachtbaren Einflussfaktoren abhängig, u. a. auch von der Anwesenheit des Systemfahrzeugs selbst: Entgegenkommende Fahrer könnten zur Seite lenken, um die Durchfahrt durch eine enge Straße zu ermöglichen. Kreuzende Fahrer könnten plötzlich bremsen, um vor der Kreuzung noch zum Stillstand zu kommen und querende Fußgänger könnten zurück schreiten oder loslaufen, um die potentielle Kollisionszone gerade rechtzeitig wieder zu verlassen. Ob im konkreten Fall mit derartiger Kooperation zu rechnen ist, hängt u. a. davon ab, ob der andere Verkehrsteilnehmer das Systemfahrzeug gesehen hat. Dies lässt sich in der Praxis kaum beantworten. Ob probabilistische Verhaltensmodelle hier überhaupt angemessen sind, darf daher bezweifelt werden.

Kopf [64] stellt eine Architektur zur Fahrerunterstützung vor, die auf dem Modell eines Referenzfahrers beruht. Der Ansatz beschränkt sich auf Autobahnen; eine Erweiterung auf schlecht strukturierte Szenarien erscheint auch hier kaum möglich. Allerdings führt Kopf in seiner Arbeit als vermutlich erster Autor ein auf Zeitreserven basierendes Kritikalitätsmaß ein, wenn gleich auch beschränkt auf reinen Längsverkehr und ohne Betrachtung von Unsicherheiten. Ein auf Zeitreserven basierendes Kritikalitätsmaß erscheint

⁷Auch ohne Wissen bzw. Annahmen über das zukünftige Verhalten können kritische Verkehrssituationen antizipiert werden, ggf. jedoch zu einem späteren Zeitpunkt.

aber in vielerlei Hinsicht vorteilhaft. Zeitmaße lassen sich gegenüber Distanz- oder Beschleunigungsmaßen wesentlich eleganter auf zweidimensionale Szenarien wie z. B. Querverkehr ausweiten. Zeitreserven erlauben zudem eine einfache Berücksichtigung anderer zeitbasierter Größen, wie Totzeiten, Reaktionszeiten und Vorwarnzeiten. Dieser Ansatz wurde daher aufgegriffen und wesentlich erweitert.

2.4 Notwendigkeit neuer Ansätze

Die Ausführungen im letzten Abschnitt machen deutlich, dass eine Situationanalyse unter gemeinsamer Einbeziehung mehrerer Hindernisse, des fahrbaren Raums und der vorhandenen Unsicherheiten wenig praktikabel ist. Neben den grundsätzlichen Schwierigkeiten bei der Modellierung des gemeinsamen Verhaltens aller beteiligten Verkehrsteilnehmer fielen die notwendigen Berechnungen dem „Fluch der Dimensionalität“ zum Opfer und könnten höchstens auf spezieller Hardware in Echtzeit durchgeführt werden. Test und Analyse einer konkreten Implementierung wären zudem kaum mit vertretbarem Aufwand möglich. Erschwerend kommt hinzu, dass der „fahrbare Raum“ in Stadtscenarien ein abstraktes geometrisches Gebilde darstellt, das sich sensoruell kaum robust erfassen lässt – auch nicht indirekt über Spurmarkierungen [40] oder Leitpfosten [67]. Auch die Quantifizierung und Behandlung von dessen Unsicherheiten wirft viele Fragen auf. Da der fahrbare Raum aus einer Beschränkung der zweidimensionalen Ebene entsteht, könnte eine Situation zudem kritischer erscheinen als sie tatsächlich ist, falls vorhandene Ausweichmöglichkeiten übersehen werden.

Weiterhin bleibt festzustellen, dass automatisches Ausweichen keine realistische Option für einen Systemeingriff darstellt. Zu groß wären die sich ergebenden Komplikationen! Neben der offensichtlichen Schwierigkeit, den erforderlichen Freiraum sicherzustellen⁸ sowie einer heiklen Mensch-Maschine-Schnittstelle, ergäben sich bei genauerer Betrachtung sogar schwierige ethische Fragen. So sind zahlreiche Situationen denkbar, in denen es notwendig wäre, aus mehreren ungünstigen Alternativen ein „kleinstes“ Übel zu ermitteln.⁹ Neben der akustischen Warnung des Fahrers sollen daher nur Bremseneingriffe als unterstützende Maßnahme akzeptiert werden. Obwohl sich auch mit dieser Einschränkung noch Situationen konstruieren lassen, in denen der Sicherheitsgewinn in nichtmonotoner, ungewisser Weise von der Bremsstärke abhängt (siehe hierzu die Erläuterungen zu Abb. 2.2), ist der

⁸Der Leser denke auch an verdeckte Hindernisse und überholende Fahrzeuge.

⁹Was wäre besser: Mit einem voraus fahrenden PKW zu kollidieren oder in Richtung eines Passanten auszuweichen, der vielleicht noch in den Weg springt?

Standpunkt vertretbar, dass man selbst in derartigen Situationen lediglich Energie aus dem System nimmt.

Schließlich ist hervorzuheben, dass die bestehenden Ansätze den Erfordernissen des Stadtscenarios nicht oder nur unzureichend gerecht werden. Ein Ziel dieser Arbeit ist daher die Ausarbeitung eines „vollständigen“ zweidimensionalen Ansatzes, der auch die Behandlung querbewegter und entgegenkommender Hindernisse erlaubt. Aus genannten Gründen wird hierfür ein Einobjektansatz auf Basis von Zeitreserven gewählt. Sensor- und Verhaltensunsicherheiten sind dabei zu berücksichtigen und sollen eine mehrstufige, intuitiv parametrierbare Eingriffsstrategie ermöglichen.

3.1 Zustandsraumdarstellung

Ein zeitdiskretes Zustandsraummodell kann in einer recht allgemeinen, expliziten Form dargestellt werden durch

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{f}(\mathbf{x}(k), \mathbf{v}(k), k) \quad (3.1a)$$

$$\mathbf{z}(k) = \mathbf{h}(\mathbf{x}(k), \mathbf{n}(k), k) \quad (3.1b)$$

mit der durch (3.1a) definierten Systemdynamik und dem durch (3.1b) definierten Messmodell.² $\mathbf{x}(k)$ bezeichnet den zu schätzenden n_x -dimensionalen Zustandsvektor zum (diskreten) Zeitpunkt k . $\mathbf{z}(k)$ bezeichnet entsprechend den zum Zeitpunkt k erwarteten n_z -dimensionalen Messvektor. \mathbf{f} und \mathbf{h} sind im allgemeinen Fall nichtlineare, zeitvariante Funktionen. $\mathbf{f}(\cdot, \cdot, k) : \mathbb{R}^{n_x} \times \mathbb{R}^{n_v} \rightarrow \mathbb{R}^{n_x}$ beschreibt die diskreten Zustandsübergänge $\mathbf{x}(k) \rightarrow \mathbf{x}(k+1)$ unter dem zusätzlichen Einfluss des n_v -dimensionalen Systemrauschens $\mathbf{v}(k)$. $\mathbf{h}(\cdot, \cdot, k) : \mathbb{R}^{n_x} \times \mathbb{R}^{n_n} \rightarrow \mathbb{R}^{n_z}$ modelliert den zum Zeitpunkt k bestehenden Zusammenhang zwischen der erwarteten Messung $\mathbf{z}(k)$, dem Zustandsvektor $\mathbf{x}(k)$ und dem n_n -dimensionalen Messrauschen $\mathbf{n}(k)$.

System- und Messrauschen beschreiben jeweils die Modell- und Messunsicherheiten in (3.1) und werden als miteinander unkorrelierte, weiße Prozesse vorausgesetzt, die zu jedem diskreten Zeitpunkt k durch ihre ggf. vom aktuellen Zustand abhängigen, bedingten Wahrscheinlichkeitsdichten $p_{V|\mathbf{X}}(\mathbf{v}(k) | \mathbf{x}(k))$ und $p_{N|\mathbf{X}}(\mathbf{n}(k) | \mathbf{x}(k))$ gegeben sind. Die Annahme weißer Rauschprozesse hat den Vorteil, dass (3.1) dann als ein Markov-Modell erster Ordnung aufgefasst werden kann, in dem $\mathbf{x}(k)$ eine *sufficient statistic* darstellt, in der alle Information bis zum Zeitpunkt k enthalten ist, d. h. der neue Zustand $\mathbf{x}(k+1)$ hängt nur vom Zustand $\mathbf{x}(k)$ ab. Lügen hingegen farbige Rauschprozesse vor, dann wäre die Markov-Eigenschaft verletzt: Vergangene Zustände $\mathbf{x}(k-1)$, $\mathbf{x}(k-2)$, ... enthielten Informationen über das zukünftige Rauschen und der neue Zustand $\mathbf{x}(k+1)$ hinge über das Rauschen damit ebenfalls von vergangenen Zuständen ab. Im Hinblick auf die Konstruktion von Zustandsschätzern erweist sich die Markov-Eigenschaft als großer Vorteil. Darüber hinaus sei angemerkt, dass sich farbige Systemrauschen durch die Transformation von weißem Rauschen über ein zu (3.1a) paralleles Modell erzeugen lässt. Die Annahme eines weißen Systemrauschens stellt also keine wirkliche Einschränkung dar, sondern resultiert lediglich in einer Erweiterung des Zustandsvektors.

In vielen Fällen gehen die Rauschvektoren $\mathbf{v}(k)$ bzw. $\mathbf{n}(k)$ additiv in die System- und Messgleichung ein. Die Systembeschreibung nach (3.2) verein-

²Auf die Berücksichtigung eines deterministischen Steuereingangs $\mathbf{u}(k)$ wird an dieser Stelle aus Gründen der Übersichtlichkeit verzichtet.

3

Grundlagen der Objektverfolgung

Grundvoraussetzung einer Fahrerassistenz zur Kollisionsvermeidung ist eine hinreichend akkurate Erfassung bzw. Repräsentation der unmittelbaren Fahrzeugumgebung. Unter „Fahrzeugumgebung“ sind dabei all diejenigen Objekte zu verstehen, die hinsichtlich der Assistenzfunktion relevant sind. Dazu zählen in erster Linie nicht überfahrbare Hindernisse, insbesondere also andere Verkehrsteilnehmer wie Autos, Fahrräder und Fußgänger.¹ Aber auch komplexe geometrische Gebilde wie der zur Verfügung stehende fahrbare Raum können im Hinblick auf eine Kollisionsvermeidung relevant sein. Zur maschinellen Wahrnehmung dieser Objekte werden üblicherweise die in Abschnitt 2.2 vorgestellten Sensoren verwendet. Aus den entsprechenden Messungen sind über geeignete Verfahren dann die jeweiligen Objektzustände wie z. B. Position und Geschwindigkeit zu schätzen. Im Folgenden werden die Grundlagen der Objektverfolgung dargelegt, insofern sie für das Verständnis von Kapitel 4 wichtig sind. Zentraler Kern der Objektverfolgung ist dabei die Zustandsraumdarstellung [68, 57, 62].

¹Oder plakativ formuliert: alles was „Kratzer im Lack“ macht.

facht sich dann zu

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{f}(\mathbf{x}(k), k) + \mathbf{v}(k) \quad (3.2a)$$

$$\mathbf{z}(k) = \mathbf{h}(\mathbf{x}(k), k) + \mathbf{n}(k) \quad (3.2b)$$

mit $\mathbf{f}(\cdot, k) : \mathbb{R}^{n_x} \rightarrow \mathbb{R}^{n_x}$, $\mathbf{h}(\cdot, k) : \mathbb{R}^{n_x} \rightarrow \mathbb{R}^{n_z}$ und $n_v = n_x$, $n_n = n_z$. Sind weiterhin $\mathbf{f}(\cdot, k)$ und $\mathbf{h}(\cdot, k)$ lineare Funktionen des Zustandsvektors $\mathbf{x}(k)$, so gelangt man zu der gewohnten linearen Zustandsraumbeschreibung

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{F}(k)\mathbf{x}(k) + \mathbf{v}(k) \quad (3.3a)$$

$$\mathbf{z}(k) = \mathbf{H}(k)\mathbf{x}(k) + \mathbf{n}(k) \quad (3.3b)$$

mit den zeitvarianten Matrizen $\mathbf{F}(k) \in [n_x \times n_x]$ und $\mathbf{H}(k) \in [n_z \times n_x]$.

Eine zeitdiskrete Systembeschreibung ist für die Verarbeitung auf einem Digitalrechner praktisch unerlässlich [89, 57]. Während die Messgleichung zumeist schon aufgrund der getakteten Signalverarbeitung in den Sensoren in zeitdiskreter Form vorliegt, ist dies für die Systemgleichung i. A. nicht der Fall. Das sich aus der physikalischen Modellierung ergebende System kontinuierlicher Differentialgleichungen muss zunächst in ein System zeitdiskreter Differenzgleichungen überführt werden. Hierzu existieren zwei Möglichkeiten:

- Analytisches Lösen der DGLs und Abtasten der Lösung zu diskreten Zeitpunkten kT_S , wobei T_S die Abtastperiode bezeichnet.
- Numerische Integration der DGLs, z. B. mittels der *Euler*-Methoden oder der *Trapez*-Regel.³

Im Falle linearer Zustandsdifferentialgleichungen kann eine analytische Lösung mit Hilfe der Laplace-Transformation bewerkstelligt werden. Sind die Zustandsdifferentialgleichungen hingegen nichtlinear, so ist deren analytische Lösung oftmals zu kompliziert und man ist auf approximative Lösungen angewiesen. Darüber hinaus ist eine exakte Transformation des sowohl in kontinuierlicher als auch zeitdiskreter Darstellung als weiß vorausgesetzten Systemrauschens nicht unbedingt notwendig – das Systemrauschen dient vielmehr der Berücksichtigung unbekannter Modellunsicherheiten und kann daher in beiden Darstellungsweisen als *Tuning*-Parameter aufgefasst werden. Unter diesen Gesichtspunkten kann sich die numerische Integration aufgrund

³Die Euler-Methoden sind auch als Vorwärts- und Rückwärts-Rechteckregel, die Trapez-Regel auch als bilineare Transformation bekannt.

ihrer generellen Anwendbarkeit gegenüber dem analytischen Ansatz als vorteilhaft erweisen. Die Integration des Differentialgleichungssystems

$$\dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{f}(\mathbf{x}(t), \mathbf{v}(t), t) \quad (3.4)$$

resultiert zu den Abtastzeitpunkten in der Lösung

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{x}(k) + \int_{kT_S}^{(k+1)T_S} \mathbf{f}(\mathbf{x}(\tau), \mathbf{v}(\tau), \tau) d\tau. \quad (3.5)$$

Das Integral in (3.5) kann entsprechend der Vorwärts-, Rückwärts- oder Trapez-Regel wie folgt approximiert werden

$$\mathbf{x}(k+1) \approx \mathbf{x}(k) + T_S \mathbf{f}(\mathbf{x}(k), \mathbf{v}(k), k) \quad (3.6a)$$

$$\mathbf{x}(k+1) \approx \mathbf{x}(k) + T_S \mathbf{f}(\mathbf{x}(k+1), \mathbf{v}(k+1), k+1) \quad (3.6b)$$

$$\mathbf{x}(k+1) \approx \mathbf{x}(k) + \frac{1}{2} T_S [\mathbf{f}(\cdot, \cdot, k) + \mathbf{f}(\cdot, \cdot, k+1)], \quad (3.6c)$$

um zu einer zeitdiskreten Darstellung zu gelangen. Die Anwendung der Vorwärts-Regel (3.6a) hat den Nachteil, ein stabiles kontinuierliches System in ein instabiles zeitdiskretes System zu transformieren, falls die Abtastperiode T_S im Vergleich zu den Zeitkonstanten der kontinuierlichen Systemdynamik zu groß gewählt ist [62]. Ihr großer Vorteil ist jedoch, unmittelbar eine explizite Darstellung gemäß (3.1a) zu erzeugen, wohingegen die stets stabilitätsersetzenden Methoden (3.6b) und (3.6c) lediglich in einer impliziten Darstellung resultieren, die zunächst analytisch – oder numerisch in jedem Zeitschritt – nach $\mathbf{x}(k+1)$ aufgelöst werden muss.

3.2 Bewegungsmodelle

Die Bewegungsmodellierung eines zu verfolgenden Objekts ist abhängig von zahlreichen Faktoren. Zunächst ist das Modell abhängig von den Freiheitsgraden und den physikalisch-technischen Beschränkungen des Objekts. So beschränkt sich die Bewegung der im Straßenverkehr anzutreffenden Objekte auf die ggf. gekrümmte Straßenebene, so dass zwei Koordinatenachsen zur Bewegungsmodellierung ausreichen. Kraftfahrzeuge sind in ihren Beschleunigungen aufgrund Motorleistung und Reibwert begrenzt und weisen beim Übergang vom fahrenden Zustand in den stehenden Zustand nicht-lineares Verhalten auf. Weiterhin ist das Modell abhängig davon, welche

Bewegungsmomente für die auf der Objektverfolgung aufbauende Anwendung überhaupt erforderlich sind und mit welcher Genauigkeit diese Bewegungsmomente unter Verwendung der zur Verfügung stehenden Sensorik überhaupt geschätzt werden können. So macht es im vorliegenden Fall der Objektverfolgung im Straßenverkehr u. a. keinen Sinn, höhere Bewegungsmomente als die Beschleunigung mitzuschätzen. Zum einen erweisen sich diese Bewegungsmomente im Hinblick auf den im Bereich von Sekunden liegenden Prädiktionshorizont als stark instationär und damit für eine Situationsbewertung als nicht verwendbar. Zum anderen resultiert die notwendige Erweiterung des Zustandsvektors in einer Erhöhung des Schätzfehlers bei dessen übrigen Komponenten. Schließlich ist auch die Wahl des Koordinatensystems ein weiterer Faktor. Die Bewegungsmomente können relativ zur eigenen Fahrzeugbewegung oder in einem unbewegten Koordinatensystem geschätzt werden. Darüber hinaus sind sowohl Polar- als auch kartesische Koordinaten möglich.

In der vorliegenden Arbeit werden kartesische 1D-Modelle verwendet, bei denen die Bewegungen entlang der einzelnen Koordinatenachsen prinzipiell entkoppelt sind [75]. Lediglich aufgrund von Drehbewegungen des eigenen Fahrzeugs ergeben sich nicht zu vermeidende Kopplungen zwischen den Koordinatenachsen. Obwohl die Messungen der einzelnen Sensoren zumeist in lokalen Polarkoordinaten vorgenommen werden, liegt deren Fusion i. A. ein gemeinsames kartesisches Koordinatensystem zugrunde. Eine Ausnahme stellt [3] dar, wo die Fusion von Radar und Monokamera in Polarkoordinaten erfolgt. Für die einzelnen Koordinatenachsen werden hauptsächlich sog. *Constant Velocity* (CV) und *Constant Acceleration* (CA) Modelle verwendet [7]. Dem CV-Modell liegt die Annahme zugrunde, dass sich das Objekt unbeschleunigt bewegt, d. h. $a_{obj} \approx 0$. Dieses Modell ist daher sehr geeignet, um die Bewegung eines nicht manövrierenden Objekts zu beschreiben. Während Manöverphasen ist hingegen das CA-Modell, dem die Annahme $\dot{a}_{obj} \approx 0$ zugrunde liegt, vorteilhaft. Das Systemrauschen modelliert jeweils Abweichungen von diesen idealisierten Vorstellungen.

Da für die Situationsbewertung absolute Geschwindigkeiten und Beschleunigungen erforderlich sind, werden die Bewegungsmodelle in einem lokal erdfesten Koordinatensystem gemäß Abb. 3.1 formuliert. Dies hat den zusätzlichen Vorteil, dass sich oben erwähnte Nichtlinearitäten beim Stillstand elegant integrieren lassen. Objektpositionen werden als Abstände relativ zu dem mitgeführten Fahrzeugkoordinatensystem definiert. Geschwindigkeit v_{ego} , Beschleunigung a_{ego} und Giergeschwindigkeit $\dot{\psi}_{ego}$ des eigenen Fahrzeugs werden aus den Messdaten der Inertialsensorik in separaten Filtern sehr genau geschätzt und seien im Folgenden als bekannt und zeitsyn-

chron vorausgesetzt. Mit der folgenden Definition des Zustandsvektors

$$\mathbf{x} = (x_{obj} \quad v_{obj,x} \quad a_{obj,x} \quad y_{obj} \quad v_{obj,y} \quad a_{obj,y})^T \quad (3.7)$$

lässt sich das 2D-CA-Modell zunächst als lineares, zeitvariantes System

$$\mathbf{x}(k+1) = \begin{pmatrix} \mathbf{A} & \mathbf{B}(k) \\ -\mathbf{B}(k) & \mathbf{A} \end{pmatrix} \mathbf{x}(k) + \mathbf{u}(k) + \mathbf{v}(k) \quad (3.8a)$$

mit

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & T_S & \frac{1}{2}T_S^2 \\ 0 & 1 & T_S \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{B}(k) = T_S \dot{\psi}_{ego}(k) \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad (3.8b)$$

$$\mathbf{u}(k) = (-T_S v_{ego}(k) - \frac{1}{2}T_S^2 a_{ego}(k) \quad \mathbf{0}_{1 \times 5})^T \quad (3.8c)$$

darstellen. \mathbf{A} beschreibt die für ein CA-Modell typische Dynamikmatrix, \mathbf{B} stellt im Fall vorhandener Giergeschwindigkeit die Kopplung zwischen den Koordinatenachsen her und der Steuereingang \mathbf{u} kompensiert die longitudinale Bewegung des eigenen Fahrzeugs. Das weiße Systemrauschen $\mathbf{V}(k)$ wird als mittelwertfreie, multivariate Normalverteilung

$$\mathbf{V}(k) \sim \mathcal{N}(\mathbf{v}(k); \mathbf{0}, \mathbf{C}_{\mathbf{V}\mathbf{V}}(k)) \quad \text{mit} \quad (3.9)$$

$$\mathbb{E}\{\mathbf{V}(k)\mathbf{V}^T(i)\} = \begin{cases} \mathbf{C}_{\mathbf{V}\mathbf{V}}(k), & i = k \\ \mathbf{0}, & i \neq k \end{cases} \quad (3.10)$$

angesetzt, wobei die Kovarianzmatrix von der Form

$$\mathbf{C}_{\mathbf{V}\mathbf{V}}(k) = \begin{pmatrix} \mathbf{C}_{CA}^x(k) & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{C}_{CA}^y(k) \end{pmatrix} \quad (3.11)$$

ist. $\mathbf{C}_{CA}^x(k)$ und $\mathbf{C}_{CA}^y(k)$ parametrieren das Systemrauschen auf den beiden Koordinatenachsen. Für das diskrete CA-Modell errechnet sich $\mathbf{C}_{CA}^x(k)$ (analog $\mathbf{C}_{CA}^y(k)$) bei analytischer Herleitung aus dem kontinuierlichem CA-Modell zu

$$\mathbf{C}_{CA}^x(k) = \begin{pmatrix} \frac{1}{20}T_S^5 & \frac{1}{8}T_S^4 & \frac{1}{6}T_S^3 \\ \frac{1}{8}T_S^4 & \frac{1}{6}T_S^3 & \frac{1}{2}T_S^2 \\ \frac{1}{6}T_S^3 & \frac{1}{2}T_S^2 & T_S \end{pmatrix} \sigma_{a_{obj,x}}^2(t), \quad (3.12)$$

wobei $\sigma_{a_{obj,x}}^x(t)$ im Kontinuierlichen die Rausleistungsdichte der Objektbeschleunigung bezeichnet. Aufgrund ihrer größeren Flexibilität hat sich zur direkten Parametrierung des diskreten Systemrauschens anstatt (3.12) eine Diagonalmatrix gemäß

$$\mathbf{C}_{CA}^x(k) = \begin{pmatrix} \sigma_{x_{obj}}^2(k) & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{v_{obj,x}}^2(k) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{a_{obj,x}}^2(k) & 0 \end{pmatrix} \quad (3.13)$$

bewährt. Die Varianzen in (3.13) modellieren in diesem Fall direkt die Rausleistungen im diskreten Zustandsraummodell. Ein entsprechendes CV-Modell lässt sich aus (3.8) durch Entfernen der skalaren Zustände $a_{obj,x}$ bzw. $a_{obj,y}$ erzeugen.

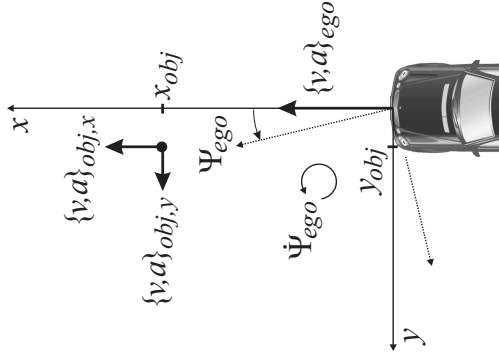


Abb. 3.1: Definition eines lokal erdfesten Koordinatensystems, das am vordersten Punkt der Mittelachse des sich bewegenden Systemfahrzeugs (Abk.: „Ego“) befestigt ist. Das Objekt ist als Punktziel mit vernachlässigbarer Ausdehnung dargestellt.

Handelt es sich bei dem verfolgten Objekt um ein Kraftfahrzeug oder einen Radfahrer, so lässt sich – je nach Orientierung des Objekts – die Nichtlinearität beim Stillstand als nachgelagerter Bestandteil im Zustandsraummodell integrieren. Das nichtlineare Verhalten zeichnet sich dadurch aus, dass

das Objekt nach Erreichen des Stillstands nicht unmittelbar „rückwärts“ weiterfährt, sondern zunächst auf seiner aktuellen Position verharnt. Dies lässt sich exemplarisch für die x -Achse wie folgt beschreiben:

$$\begin{aligned} & (v_{obj,x}(k) \neq 0) \wedge \left(\text{sgn}(v_{obj,x}(k)) \neq \text{sgn}(v_{obj,x}(k+1)) \right) \\ & \Rightarrow (v_{obj,x}(k+1) = 0 \wedge a_{obj,x}(k+1) = 0). \end{aligned} \quad (3.14)$$

Die Berücksichtigung dieser nicht differenzierbaren Fallunterscheidung verhindert jedoch die Anwendung klassischer Zustandsschätzer und wird deshalb ggf. vernachlässigt oder durch eine spezielle Logik approximiert. Weiterhin setzt die Gültigkeit von (3.14) die Zugehörigkeit des verfolgten Objekts zu oben genannten Klassen sowie die Kenntnis seiner Orientierung voraus. In vielen Fällen lässt sich dies aufgrund der beobachteten Objektgeschwindigkeiten plausibilisieren.

3.3 Zustandsschätzer

Unabhängig von der gewählten Systembeschreibung besteht die Aufgabe bei der Objektverfolgung darin, zum Zeitpunkt k unter Zuhilfenahme aller bis dahin zur Verfügung stehender Messvektoren $\mathbf{z}_{1:k} := \{\mathbf{z}(1), \mathbf{z}(2), \dots, \mathbf{z}(k)\}$ den Zustandsvektor $\mathbf{x}(k)$ zu schätzen. Man spricht in diesem Zusammenhang auch von *Filterung*. Die dabei auftretende Unsicherheit rührt, wenn man von der vollständigen Beobachtbarkeit des Zustandsvektors ausgeht⁴, aus der Unsicherheit des Anfangszustandes $\mathbf{x}(0)$ sowie dem System- und Messrauschen. Da diese Unsicherheiten stochastisch modelliert werden, ist der Zustandsvektor $\mathbf{x}(k)$ ebenfalls als Realisierung eines stochastischen Zustandsvektors $\mathbf{X}(k)$ aufzufassen, der dementsprechend durch seine bedingte Wahrscheinlichkeitsdichte $p_{\mathbf{X}}(\mathbf{x}(k) | \mathbf{z}_{1:k})$ beschrieben werden muss.

Mit Kenntnis dieser bedingten Wahrscheinlichkeitsdichte lassen sich alle interessierenden Größen des Zustandsvektors berechnen, z. B. dessen bedingter Erwartungswert $\mathbb{E}\{\mathbf{X}(k) | \mathbf{z}_{1:k}\}$, dessen Kovarianzmatrix $\mathbf{C}_{\mathbf{X}\mathbf{X}}(k)$ oder auch beliebige höhere Momente. Wie in [8] gezeigt wird, impliziert z. B. der bedingte Erwartungswert das Minimum des mittleren quadratischen Schätzfehlers (MMSE)

$$\hat{\mathbf{x}}^{\text{MMSE}}(\mathbf{z}_{1:k}) = \mathbb{E}\{\mathbf{X}(k) | \mathbf{z}_{1:k}\} \triangleq \int_{\mathbb{R}^{n_{\mathbf{x}}}} \mathbf{x} p_{\mathbf{X}}(\mathbf{x} | \mathbf{z}_{1:k}) d\mathbf{x}, \quad (3.15)$$

⁴Kriterien zur Beobachtbarkeit geben Auskunft darüber, ob sich alle Elemente des Zustandsvektors prinzipiell aus den Messvektoren schätzen lassen. Die vollständige Beobachtbarkeit wird im Folgenden vorausgesetzt.

denn es gilt

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial \hat{\mathbf{x}}} \mathbb{E}\{(\hat{\mathbf{X}} - \mathbf{X})^T (\hat{\mathbf{X}} - \mathbf{X}) | \mathbf{z}_{1:k}\} &= 2(\hat{\mathbf{x}}(\mathbf{z}_{1:k}) - \mathbb{E}\{\mathbf{X} | \mathbf{z}_{1:k}\}) \stackrel{!}{=} \mathbf{0} \\ \Rightarrow \hat{\mathbf{x}}(\mathbf{z}_{1:k}) &= \mathbb{E}\{\mathbf{X} | \mathbf{z}_{1:k}\}. \end{aligned} \quad (3.16)$$

In der Objektverfolgung werden i. A. Zustandsschätzer verwendet, die nach diesem MMSE-Kriterium entworfen sind. Prinzipiell lassen sich aus der Wahrscheinlichkeitsdichte $p_{\mathbf{x}|\mathbf{z}}(\mathbf{x}(k) | \mathbf{z}_{1:k})$ jedoch Schätzwerte beliebiger Optimalitätskriterien ableiten [68]. Da die gesamte Information über den Zustandsvektor in dessen Wahrscheinlichkeitsdichte steckt, stellt deren explizite Berechnung daher die allgemeinste Lösung der Zustandsschätzung dar.

3.3.1 Bayes-Schätzer

Zum Zeitpunkt $(k-1)$ sei die *a posteriori* Wahrscheinlichkeitsdichte des Zustands $p_{\mathbf{x}|\mathbf{z}}(\mathbf{x}(k-1) | \mathbf{z}_{1:k-1})$ gegeben. Der im Bayes'schen Sinne optimale Schätzer ermöglicht die Berechnung dieser Zustandsdichte zum Zeitpunkt k unter Berücksichtigung des allgemeinen Zustandsraummodells (3.1) sowie einer neuen Messung $\mathbf{z}(k)$. Dies erfolgt in zwei Schritten: Zunächst wird die *a posteriori* Dichte über die Systemgleichung (3.1a) präzisiert. Im darauf folgenden Korrekturschritt wird eine ggf. vorhandene Messung dazu verwendet, diese *a priori* Dichte über die Messgleichung (3.1b) zu korrigieren. Wahrscheinlichkeitsdichten werden im Folgenden nur dann mit expliziten Indizes notiert, falls deren Zuordnung zu stochastischen Variablen nicht aus den Argumenten hervorgeht.

Der Prädiktionsschritt erfolgt über die Chapman-Kolmogorov Gleichung unter Ausnutzung der Bayes-Regel und der Markov-Eigenschaft der Systemgleichung (3.1a) gemäß

$$\begin{aligned} p(\mathbf{x}(k) | \mathbf{z}_{1:k-1}) &= \int_{\mathbb{R}^{n_e}} p(\mathbf{x}(k), \mathbf{x}(k-1) | \mathbf{z}_{1:k-1}) \, d\mathbf{x}(k-1) \\ &= \int_{\mathbb{R}^{n_e}} p(\mathbf{x}(k) | \mathbf{x}(k-1), \mathbf{z}_{1:k-1}) p(\mathbf{x}(k-1) | \mathbf{z}_{1:k-1}) \, d\mathbf{x}(k-1) \\ &= \int_{\mathbb{R}^{n_e}} p(\mathbf{x}(k) | \mathbf{x}(k-1)) p(\mathbf{x}(k-1) | \mathbf{z}_{1:k-1}) \, d\mathbf{x}(k-1). \end{aligned} \quad (3.17)$$

Die im Englischen als *transition prior* bezeichnete Übergangswahrscheinlichkeitsdichte $p(\mathbf{x}(k) | \mathbf{x}(k-1))$ ist durch (3.1a) festgelegt. Im Falle additiven Systemrauschens nach (3.2a) lässt sie sich sehr einfach berechnen zu

$$\begin{aligned} p(\mathbf{x}(k) | \mathbf{x}(k-1)) &= \delta(\mathbf{x}(k) - \mathbf{f}(\mathbf{x}(k-1), k-1)) * p_{\mathbf{V}|\mathbf{X}}(\mathbf{x}(k) | \mathbf{x}(k-1)) \\ &= p_{\mathbf{V}|\mathbf{X}}(\mathbf{x}(k) - \mathbf{f}(\mathbf{x}(k-1), k-1) | \mathbf{x}(k-1)). \end{aligned} \quad (3.18)$$

Ausgangspunkt für den Korrekturschritt ist die mehrfache Anwendung der Bayes-Regel. Mit $\mathbf{z}_{1:k} = \{\mathbf{z}(k), \mathbf{z}_{1:k-1}\}$ und Berücksichtigung der vom Zustand bedingten Unabhängigkeit von $\mathbf{z}(k)$ von alten Messungen folgt

$$\begin{aligned} p(\mathbf{x}(k) | \mathbf{z}_{1:k}) &= \frac{p(\mathbf{z}_{1:k} | \mathbf{x}(k)) p(\mathbf{x}(k))}{p(\mathbf{z}_{1:k})} \\ &= \frac{p(\mathbf{z}(k) | \mathbf{z}_{1:k-1}, \mathbf{x}(k)) p(\mathbf{z}_{1:k-1} | \mathbf{x}(k)) p(\mathbf{x}(k))}{p(\mathbf{z}(k) | \mathbf{z}_{1:k-1}) p(\mathbf{z}_{1:k-1})} \\ &= \frac{p(\mathbf{z}(k) | \mathbf{x}(k)) p(\mathbf{x}(k) | \mathbf{z}_{1:k-1})}{p(\mathbf{z}(k) | \mathbf{z}_{1:k-1})}. \end{aligned} \quad (3.19)$$

Die in der englischen Literatur oftmals als *measurement likelihood* bezeichnete Dichte $p(\mathbf{z}(k) | \mathbf{x}(k))$ ist durch die Messgleichung (3.1b) bestimmt. Für additives Messrauschen nach (3.2b) gilt analog zu (3.18)

$$p(\mathbf{z}(k) | \mathbf{x}(k)) = p_{\mathbf{N}|\mathbf{X}}(\mathbf{z}(k) - \mathbf{h}(\mathbf{x}(k), k) | \mathbf{x}(k)). \quad (3.20)$$

Der Nenner in (3.19) stellt in jedem Zyklus lediglich eine Normierungskonstante dar, die sich durch Integration des Zählers berechnen lässt

$$p(\mathbf{z}(k) | \mathbf{z}_{1:k-1}) = \int_{\mathbb{R}^{n_e}} p(\mathbf{z}(k) | \mathbf{x}(k)) p(\mathbf{x}(k) | \mathbf{z}_{1:k-1}) \, d\mathbf{x}(k). \quad (3.21)$$

Beginnend bei der als bekannt vorausgesetzten Dichte des Anfangszustands $p(\mathbf{x}(0)) := p(\mathbf{x}(0) | \mathbf{z}(0) = \emptyset)$ besteht der Bayes-Schätzer aus der rekursiven Anwendung von Prädiktion (3.17) und Korrektur (3.19). Bei Messwertausfällen unterbleibt der Korrekturschritt und die *a posteriori* Dichte wird gleich der *a priori* Dichte gesetzt, d. h. $p(\mathbf{x}(k) | \mathbf{z}_{1:k}) := p(\mathbf{x}(k) | \mathbf{z}_{1:k-1})$.

Die auftretenden Integrale des Bayes-Schätzers lassen sich i. A. nicht analytisch lösen. Eine wichtige Ausnahme bilden lineare Systeme nach (3.3) mit

additivem Gauß'schen Rauschen. Unter diesen Voraussetzungen ist die explizite Lösung des Bayes-Schätzers durch das Kalman Filter gegeben. In anderen Fällen wird entweder das Zustandsraummodell linearisiert oder die Wahrscheinlichkeitsdichten approximativ berechnet.

3.3.2 Kalman Filter und Erweiterungen

Die Voraussetzungen des Kalman Filters [56] bestehen aus einer linearen Systembeschreibung nach (3.3) sowie mittelwertfreien, unabhängigen Gauß'schen Rauschprozessen $\mathbf{V}(k)$, $\mathbf{N}(k)$. Zudem sei die Dichte des Anfangszustands $p(\mathbf{x}(0))$ normalverteilt. Unter diesen Annahmen verbleiben die Zustandsdichten im dynamischen Verlauf ebenfalls normalverteilt. Da das Paar $\{\mathbf{E}(\mathbf{X}), \mathbf{C}_{\mathbf{X}\mathbf{X}}\}$ für normalverteilte Variablen \mathbf{X} eine *sufficient statistic* darstellt, reduziert sich der Bayes-Schätzer in eine rekursive Berechnung von Mittelwert und Kovarianzmatrix [49]. Unter den genannten Voraussetzungen implementiert das Kalman Filter daher den optimalen Zustandsschätzer.

Es gibt mehrere Möglichkeiten, dieses Filter auch ohne Bezugnahme auf den Bayes-Schätzer herzuleiten, z. B. als direkte Konstruktion eines MMSE-Schätzers über das Orthogonalitätsprinzip [68]. Da die berechneten Normalverteilungen bzw. die Paare $\{\mathbf{E}(\mathbf{X}), \mathbf{C}_{\mathbf{X}\mathbf{X}}\}$ die im Bayes'schen Sinne vollständige Lösung repräsentieren, lassen sich daraus beliebige Schätzwerte $\hat{\mathbf{x}}$ ableiten. Aufgrund der Symmetrie der Normalverteilung fallen die Schätzwerte gebräuchlicher Optimalitätskriterien jedoch alle mit dem Erwartungswert zusammen, so dass dieser in der Regel direkt mit dem Schätzwert identifiziert wird.

Die rekursiven Gleichungen des Kalman Filters lauten wie folgt: Zunächst wird die Prädiktion des Zustandsvektors über die Systemgleichung durchgeführt:⁵

$$\hat{\mathbf{x}}(k|k-1) = \mathbb{E}\{\mathbf{x}(k)|\mathbf{z}_{1:k-1}\} = \mathbf{F}(k-1)\hat{\mathbf{x}}(k-1|k-1), \quad (3.22a)$$

$$\mathbf{C}_{\mathbf{X}\mathbf{X}}(k|k-1) = \mathbf{F}(k-1)\mathbf{C}_{\mathbf{X}\mathbf{X}}(k-1|k-1)\mathbf{F}^T(k-1) + \mathbf{C}_{\mathbf{V}\mathbf{V}}(k-1). \quad (3.22b)$$

Im Korrekturschritt erfolgt die Korrektur der Prädiktion mit Hilfe des neuen Messvektors:

$$\hat{\mathbf{x}}(k|k) = \hat{\mathbf{x}}(k|k-1) + \mathbf{K}(k)(\mathbf{z}(k) - \mathbf{H}(k)\hat{\mathbf{x}}(k|k-1)), \quad (3.23a)$$

$$\mathbf{C}_{\mathbf{X}\mathbf{X}}(k|k) = (\mathbf{I} - \mathbf{K}(k)\mathbf{H}(k))\mathbf{C}_{\mathbf{X}\mathbf{X}}(k|k-1). \quad (3.23b)$$

⁵ Im Falle eines zusätzlichen Steuereingangs ändert sich lediglich (3.22a) in $\hat{\mathbf{x}}(k|k-1) = \mathbf{F}(k-1)\hat{\mathbf{x}}(k-1|k-1) + \mathbf{B}(k-1)\mathbf{u}(k-1)$.

Dabei bezeichnet \mathbf{I} die Einheitsmatrix und $\mathbf{K}(k)$ das Kalmangewicht

$$\begin{aligned} \mathbf{K}(k) &= \mathbf{C}_{\mathbf{X}\mathbf{Z}}(k|k-1)\mathbf{C}_{\mathbf{Z}\mathbf{Z}}^{-1}(k|k-1) \\ &= \mathbf{C}_{\mathbf{X}\mathbf{X}}(k|k-1)\mathbf{H}^T(k) \left(\mathbf{H}(k)\mathbf{C}_{\mathbf{X}\mathbf{X}}(k|k-1)\mathbf{H}^T(k) + \mathbf{C}_{\mathbf{N}\mathbf{N}}(k) \right)^{-1}. \end{aligned} \quad (3.24)$$

Der Fehler $\mathbf{r}(k) \triangleq \mathbf{z}(k) - \hat{\mathbf{z}}(k|k-1) = \mathbf{z}(k) - \mathbf{H}(k)\hat{\mathbf{x}}(k|k-1)$ mit Kovarianzmatrix $\mathbf{C}_{\mathbf{R}\mathbf{R}}(k) \equiv \mathbf{C}_{\mathbf{Z}\mathbf{Z}}(k)$ bei der Schätzung des neuen Messvektors in (3.23a) wird *Residuum* genannt und spielt bei dem Problem der Datenzuordnung eine wichtige Rolle. Treffen alle Voraussetzungen des Kalman Filters zu, dann ist das Residuum mittelwertfrei, d. h. $\mathbb{E}\{\mathbf{r}(k)|\mathbf{z}_{1:k-1}\} = 0$. Eine mittelwertbehaftete Residuenfolge deutet auf eine Modellabweichung hin, die durch Erhöhung des Systemrauschens zumindest insoweit kompensiert werden kann, dass systematische Schätzfehler reduziert werden. Diese Eigenschaft wird u. a. bei Kalman Filtern mit adaptivem Systemrauschen [7] ausgenutzt.

Alternativ lassen sich die Gleichungen des Kalman Filters in ggf. günstigere Darstellungen umformen, z. B. in das sog. *Information Filter*, das hinsichtlich der Fusion mehrerer Sensoren Vorteile bietet oder in das numerisch robustere *Square-Root Filter* [7].

Extended Kalman Filter

Das *Extended Kalman Filter* (EKF) ist eine geradlinige Erweiterung des Kalman Filters auf nichtlineare Systeme mit additivem Gauß'schen Rauschen gemäß (3.2). Die Idee des EKF besteht darin, vorhandene Nichtlinearitäten lokal um die aktuelle Schätzung des Zustands $\hat{\mathbf{x}}(k-1|k-1)$ bzw. $\hat{\mathbf{x}}(k|k-1)$ herum zu linearisieren und das Kalman Filter zur Schätzung des neuen Zustands im nunmehr linearen Systemmodell zu verwenden. Üblicherweise werden zur Prädiktion des Zustands sowie zur Prädiktion der neuen Messung direkt die nichtlinearen Funktionen \mathbf{f} und \mathbf{h} verwendet. Zur approximativen Berechnung der Kovarianzen werden diese Funktionen durch ihre Jacobimatrizen ersetzt. Mit

$$\mathbf{F}(k-1) = \left[\frac{\partial \mathbf{f}(\mathbf{x}(k-1), k-1)}{\partial \mathbf{x}(k-1)} \right]_{\hat{\mathbf{x}}(k-1|k-1)} \quad \text{und} \quad (3.25)$$

$$\mathbf{H}(k) = \left[\frac{\partial \mathbf{h}(\mathbf{x}(k), k)}{\partial \mathbf{x}(k)} \right]_{\hat{\mathbf{x}}(k|k-1)} \quad (3.26)$$

folgt für den Prädiktionsschritt

$$\hat{\mathbf{x}}(k|k-1) = \mathbf{f}(\hat{\mathbf{x}}(k-1|k-1), k), \quad (3.27a)$$

$$\mathbf{C}_{\mathbf{xx}}(k|k-1) = \mathbf{F}(k-1)\mathbf{C}_{\mathbf{xx}}(k-1|k-1)\mathbf{F}^T(k-1) + \mathbf{C}_{\mathbf{vv}}(k-1) \quad (3.27b)$$

und für den Korrekturschritt

$$\hat{\mathbf{x}}(k|k) = \hat{\mathbf{x}}(k|k-1) + \mathbf{K}(k)(\mathbf{z}(k) - \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}(k|k-1), k)), \quad (3.28a)$$

$$\mathbf{C}_{\mathbf{xx}}(k|k) = (\mathbf{I} - \mathbf{K}(k)\mathbf{H}(k))\mathbf{C}_{\mathbf{xx}}(k|k-1). \quad (3.28b)$$

Das Kalmangewicht $\mathbf{K}(k)$ berechnet sich dabei analog zu (3.24).

Da das EKF lediglich eine Approximation der optimalen Lösung darstellt, lassen sich bezüglich Optimalität kaum Aussagen treffen. Da jedoch nur der lineare Term der Taylor-Reihe verwendet wird, führt dies oftmals zu einem systematischen Bias im geschätzten Zustand sowie zu einer Unterschätzung des Schätzfehlers, was sich in einer zu kleinen Spur der entsprechenden Kovarianzmatrix ausdrückt. Dies gilt insbesondere bei starken Nichtlinearitäten. Die Anwendbarkeitsgrenzen des EKF wurden in [98] für typische Fälle der Objektverfolgung eingehend untersucht. Ein grundsätzlicheres Problem stellen jedoch nicht differenzierbare Funktionen \mathbf{f} , \mathbf{h} dar.

Implizite Messgleichung

Ein in Kapitel 4 auftretender Spezialfall besteht darin, dass die Messgleichung in impliziter Form

$$\mathbf{h}(\mathbf{x}(k), \mathbf{z}^t(k), k) = 0 \quad (3.29)$$

gegeben ist und nicht explizit nach $\mathbf{z}^t(k)$ aufgelöst werden kann. $\mathbf{z}^t(k)$ bezeichnet die theoretische Messung, die ohne Messrauschen aus dem gegebenen Zustand $\mathbf{x}(k)$ resultieren sollte. Unter der Annahme additiven weißen Gauß'schen Rauschens gilt für die tatsächliche Messung

$$\mathbf{z}(k) = \mathbf{z}^t(k) + \mathbf{n}(k), \quad (3.30)$$

d.h. $\mathbf{z}^t(k)$ korrespondiert mit der expliziten Messfunktion $\mathbf{h}(\mathbf{x}(k), k)$ in (3.2b). Um die Anwendung des Kalman Filters bzw. des EKF zu ermöglichen, muss (3.29) zunächst in eine explizite, linearisierte Form gebracht werden. Die Funktion $\mathbf{h}(\cdot, \cdot, k)$ wird mittels mehrdimensionaler Taylor-Entwicklung

um $\{\hat{\mathbf{x}}(k|k-1), \mathbf{z}(k)\}$ linearisiert [108]:

$$\begin{aligned} \mathbf{h}(\mathbf{x}(k), \mathbf{z}^t(k), k) &= \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}(k|k-1), \mathbf{z}(k), k) \\ &+ \underbrace{\left[\frac{\partial \mathbf{h}(\mathbf{x}(k), \mathbf{z}(k), k)}{\partial \mathbf{x}(k)} \right]_{\hat{\mathbf{x}}(k|k-1)}}_{=:-\mathbf{H}(\hat{\mathbf{x}}(k|k-1), \mathbf{z}(k), k)} (\mathbf{x}(k) - \hat{\mathbf{x}}(k|k-1)) \\ &+ \underbrace{\left[\frac{\partial \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}(k|k-1), \mathbf{z}^t(k), k)}{\partial \mathbf{z}^t(k)} \right]_{\mathbf{z}(k)}}_{=:\mathbf{D}(\hat{\mathbf{x}}(k|k-1), \mathbf{z}(k), k)} \underbrace{(\mathbf{z}^t(k) - \mathbf{z}(k))}_{\equiv -\mathbf{n}(k)} \\ &+ \mathcal{O}((\cdot)^2) = 0 \end{aligned} \quad (3.31)$$

Unter Vernachlässigung der Terme höherer Ordnung folgt durch elementare Umformung die explizite, lineare Messgleichung

$$\underbrace{\mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}(k|k-1), \mathbf{z}(k), k) + \mathbf{H}(\cdot)\hat{\mathbf{x}}(k|k-1)}_{=:\mathbf{z}^p(k)} = \mathbf{H}(\cdot)\mathbf{x}(k) + \mathbf{n}^p(k). \quad (3.32)$$

$\mathbf{z}^p(k)$ ist dabei als *Pseudomessung* aufzufassen, die zu jedem Korrekturschritt aus dem präzidierten Zustand und der tatsächlichen Messung berechnet werden kann. $\mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}(k|k-1), \mathbf{z}(k), k)$ stellt in Analogie zu $\mathbf{r}(k)$ ein *Pseudoresiduum* dar. Für das *Pseudomesstrauschen* $\mathbf{n}^p(k)$ gilt

$$\mathbf{C}_{\mathbf{NN}}^p(k) = \mathbf{D}(\cdot, k)\mathbf{C}_{\mathbf{NN}}(k)\mathbf{D}^T(\cdot, k). \quad (3.33)$$

Durch Einföhrung einer Pseudomessung gelingt es in diesem Fall also, eine implizite Messgleichung so umzuformen, dass ein EKF anwendbar wird.

Unscented Kalman Filter

Das *Unscented Kalman Filter*⁶ (UKF) basiert auf der Beobachtung, dass es oftmals einfacher ist, eine Wahrscheinlichkeitsdichte zu approximieren als eine nichtlineare Funktion. Im Gegensatz zum EKF approximiert das UKF deshalb nicht die System- und Messgleichung durch Linearisierung um einen lokalen Arbeitspunkt, sondern verwendet die echten Nichtlinearitäten des

⁶ unscented (engl.): unparföhmert

Modells und approximiert stattdessen die resultierende Dichte durch eine Normalverteilung [54, 120, 55].

Ausgangspunkt ist die *skalierete Unscented Transform* (UT), die die approximative Berechnung von Mittelwert $\bar{\mathbf{z}}$ und Kovarianzmatrix $\mathbf{C}_{\mathbf{z}\mathbf{z}}$ einer durch eine beliebige nichtlineare Funktion

$$\mathbf{z} = \mathbf{g}(\mathbf{x}), \quad \mathbf{g} : \mathbb{R}^{n_x} \rightarrow \mathbb{R}^{n_z} \quad (3.34)$$

propagierete normalverteilte Variable $\mathbf{X} \sim \mathcal{N}(\mathbf{x}; \bar{\mathbf{x}}, \mathbf{C}_{\mathbf{x}\mathbf{x}}) \rightarrow \mathbf{Z}$ auf sehr effiziente Art und Weise löst. Sowohl in der System- als auch in der Messgleichung von (3.2) liegt solch eine Abbildung vor. Zunächst werden $2n_x+1$ (doppelt) gewichtete *Sigma*-Punkte bestimmt. Diese Punkte werden anschließend durch die Nichtlinearität (3.34) propagiert um daraus Mittelwert und Kovarianzmatrix von \mathbf{Z} zu schätzen. Dieser Ansatz hat zwar Ähnlichkeiten mit statistischen Monte Carlo Ansätzen, der große Vorteil besteht jedoch darin, dass nur eine feste, geringe Anzahl an deterministischen Punkten propagiert werden muss. Die *Sigma*-Punkte χ_i und deren Gewichte $w_i^{\mathbf{x}}, w_i^{\mathbf{C}}$ werden folgendermaßen gewählt:

$$\chi_i = \begin{cases} \bar{\mathbf{x}}, & i = 0 \\ \bar{\mathbf{x}} + \left(\sqrt{(n_x + \lambda) \mathbf{C}_{\mathbf{x}\mathbf{x}}} \right)_i, & i = 1, \dots, n_x \\ \bar{\mathbf{x}} - \left(\sqrt{(n_x + \lambda) \mathbf{C}_{\mathbf{x}\mathbf{x}}} \right)_{i-n_x}, & i = n_x + 1, \dots, 2n_x \end{cases}, \quad (3.35a)$$

$$\begin{aligned} w_0^{\mathbf{x}} &= \frac{\lambda}{n_x + \lambda}, \quad w_0^{\mathbf{C}} = w_0^{\mathbf{x}} + (1 - \alpha^2 + \beta), \\ w_i^{\mathbf{x}} &= w_i^{\mathbf{C}} = \frac{1}{2(n_x + \lambda)}, \quad i = 1, \dots, 2n_x. \end{aligned} \quad (3.35b)$$

Für die freien Parameter gilt $0 \leq \alpha \leq 1$, $\beta \geq 0$, $\kappa \geq 0$ und $\lambda = \alpha^2(n_x + \kappa) - n_x$. $(\sqrt{(n_x + \lambda) \mathbf{C}_{\mathbf{x}\mathbf{x}}})_i$ bezeichnet die *ite* Spalte der Matrix-Wurzel von $(n_x + \lambda) \mathbf{C}_{\mathbf{x}\mathbf{x}}$, die in der hier verwendeten Definition mittels einer Cholesky-Zerlegung berechnet werden kann.⁷ Die freien Parameter erlauben eine Optimierung der Transformation an die gegebene Nichtlinearität und werden standardmäßig zu $\alpha \ll 1$, $\beta = 2$ und $\kappa = 0$ gesetzt. Anschließend werden die Sigma-Punkte durch die Nichtlinearität propagiert:

$$\psi_i = \mathbf{g}(\chi_i), \quad i = 0, \dots, 2n_x. \quad (3.36)$$

⁷In MATLAB erzeugt der Cholesky-Operator eine obere Dreiecksmatrix. In diesem Fall gilt dann $\sqrt{(\cdot)} = \text{chol}(\cdot)^T$.

Mittelwert $\bar{\mathbf{z}}$ und Kovarianzmatrix $\mathbf{C}_{\mathbf{z}\mathbf{z}}$ berechnen sich dann gemäß

$$\bar{\mathbf{z}} = \sum_{i=0}^{2n_x} w_i^{\mathbf{x}} \psi_i, \quad (3.37a)$$

$$\mathbf{C}_{\mathbf{z}\mathbf{z}} = \sum_{i=0}^{2n_x} w_i^{\mathbf{C}} (\psi_i - \bar{\mathbf{z}}) (\psi_i - \bar{\mathbf{z}})^T. \quad (3.37b)$$

Die Schätzungen von Mittelwert und Kovarianzmatrix sind mit dieser Methode exakt bis zur zweiten Ordnung der Taylor-Reihe *jeder* nichtlinearen Funktion, bei tatsächlich normalverteiltem \mathbf{X} sogar bis zur dritten Ordnung. Im Vergleich dazu ist das EKF stets nur bis zur ersten Ordnung exakt. Weiterhin ist diese Methode auch bei nicht differenzierbaren Funktionen anwendbar. Aufbauend auf der UT lassen sich Filtergleichungen analog zu denen des EKF herleiten. Auf eine vollständige Darstellung sei auf [121] verwiesen.

3.3.3 Partikel-Filter

Eine andere Möglichkeit, den optimalen Bayes-Schätzer zu approximieren, besteht in der numerischen Berechnung der auftretenden Integrale. Insbesondere dann, wenn starke Nichtlinearitäten oder nicht-Gauß'sche Rauschprozesse vorliegen, ist die Approximation der Zustandsdichten durch Normalverteilungen problematisch und der Einsatz klassischer Zustandsschätzer kann sich als zu ungenau erweisen. In derartigen Fällen kann eine Zustandsschätzung mit nichtlinearen Filtern notwendig werden. Vertreter dieser Klasse sind neben den *Gaussian Sum Filters*, bei denen die Zustandsdichten als gewichtete Summe multivariater Normalverteilungen approximiert werden, und den *Grid-based Filters*, bei denen der Zustandsraum in Zellen gleicher Volumina diskretisiert wird, die im Folgenden näher beschriebenen *Particle Filters*. Während bei Ersteren der Rechenaufwand aufgrund der zugrunde liegenden deterministischen Integration exponentiell mit der Dimension des Zustandsraumes anwächst, umgehen die Partikel-Filter diese kombinatorische Explosion mit Hilfe stochastischer Integration. Darüber hinaus lassen sich Partikel-Filter verhältnismäßig einfach auf einem Digitalrechner implementieren.

Monte Carlo Integration und Importance Sampling

Partikel-Filter approximieren die Wahrscheinlichkeitsdichte des Zustandsvektors durch eine hinreichend große Anzahl N_S beweglicher Zustandsvektoren \mathbf{x}_i , sog. *Partikel*. Da auf jedes Partikel \mathbf{x}_i , $i = 1, \dots, N_S$ die nichtlinearen

Bewegungs- und Beobachtungsmodelle angewendet werden können, unterliegenden Partikel-Filter keinerlei Beschränkungen was die Form der Dichten bzw. Nichtlinearitäten anbelangt.

Grundlage der Partikel-Filter bildet das aus der *Monte Carlo* Integration stammende Prinzip des *Importance Sampling*:

$$\begin{aligned} \mathbb{E}_{p_{\mathbf{x}}}\{\mathbf{g}(\mathbf{X})\} &= \int_{\mathbb{R}^{n_{\mathbf{x}}}} \mathbf{g}(\mathbf{x}) p(\mathbf{x}) d\mathbf{x} = \int_{\mathbb{R}^{n_{\mathbf{x}}}} \underbrace{\frac{p(\mathbf{x})}{\pi(\mathbf{x})}}_{=: \tilde{w}(\mathbf{x})} \pi(\mathbf{x}) d\mathbf{x} \quad (3.38) \\ &= \mathbb{E}_{\pi_{\mathbf{x}}}\{\tilde{w}(\mathbf{X})\mathbf{g}(\mathbf{X})\} \approx \frac{1}{N_S} \sum_{i=1}^{N_S} \tilde{w}(\mathbf{x}_i) \mathbf{g}(\mathbf{x}_i), \quad \mathbf{x}_i \sim \pi(\mathbf{x}). \end{aligned}$$

Der Erwartungswert der beliebigen Funktion $\mathbf{g}(\mathbf{X})$ wird hier als gewichteter Mittelwert einer Stichprobe von N_S unabhängigen, identisch verteilten Zufallsvariablen \mathbf{x}_i geschätzt. Entscheidend an der Umformung in (3.38) ist, dass die Stichprobe aus der als *Importance Density* oder *Proposal Distribution* bezeichneten Dichte $\pi(\mathbf{x})$ entnommen wird. Während $\pi(\mathbf{x})$ zu diesem Zweck günstig gewählt werden kann, muss die eigentliche Dichte $p(\mathbf{x})$ lediglich als Funktion berechenbar sein. Die Schätzung in (3.38) ist asymptotisch erwartungstreu und konsistent. Für den Schätzfehler ε gilt unabhängig von der Dimension von \mathbf{X} dabei $\sigma_\varepsilon \propto N_S^{-1/2}$ [58]. In analoger Weise wird die a posteriori Dichte zum Zeitschritt k durch N_S gewichtete Partikel $\{\mathbf{x}_i(k), w_i(k)\}_{i=1}^{N_S}$ approximiert,

$$p(\mathbf{x}(k) | \mathbf{z}_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^{N_S} w_i(k) \delta(\mathbf{x}(k) - \mathbf{x}_i(k)), \quad (3.39)$$

wobei $w_i(k)$ *normierte* Gewichte mit $\sum_{i=1}^{N_S} w_i(k) = 1$ darstellen. Die diskrete Repräsentation der Zustandsdichte durch gewichtete Partikel erlaubt eine sehr einfache Approximation beliebiger Erwartungswerte mittels gewichteter Summen, die für $N_S \rightarrow \infty$ gegen die wahren Erwartungswerte konvergieren. Für die in der Objektverfolgung gebräuchliche MMSE-Schätzung gilt z. B.

$$\hat{\mathbf{x}}(k) = \mathbb{E}\{\mathbf{X}(k) | \mathbf{z}_{1:k}\} \approx \sum_{i=1}^{N_S} w_i(k) \mathbf{x}_i(k), \quad (3.40a)$$

$$\mathbf{C}_{\mathbf{X}\mathbf{X}}(k) \approx \sum_{i=1}^{N_S} w_i(k) (\mathbf{x}_i(k) - \hat{\mathbf{x}}(k | k)) (\mathbf{x}_i(k) - \hat{\mathbf{x}}(k | k))^T. \quad (3.40b)$$

Beschränkt man die *Importance Density* auf Wahrscheinlichkeitsdichten der Form $\pi(\mathbf{x}(k) | \mathbf{x}(k-1), \mathbf{z}(k))^8$, dann lässt sich für die Aktualisierung der Gewichte eine rekursive Vorschrift herleiten [6]:

$$w_i(k) \propto w_i(k-1) \frac{p(\mathbf{z}(k) | \mathbf{x}_i(k)) p(\mathbf{x}_i(k) | \mathbf{x}_i(k-1))}{\pi(\mathbf{x}_i(k) | \mathbf{x}_i(k-1), \mathbf{z}(k))}. \quad (3.41)$$

Dieser rekursive Vorgang, bestehend aus der stochastischen Prädiktion der Partikel gemäß $\pi(\mathbf{x}_i(k) | \mathbf{x}_i(k-1), \mathbf{z}(k))$ einerseits, sowie der Aktualisierung der jeweiligen Gewichte nach (3.41) andererseits, wird im Englischen als *Sequential Importance Sampling* (SIS) bezeichnet und stellt die Grundlage der meisten Partikel-Filter dar.

Resampling

Ein Problem des SIS Partikel-Filters ist die unabhängig von der Partikelanzahl N_S auftretende Degeneration der Gewichte $w_i(k)$. Diese Degeneration äußert sich darin, dass mit zunehmender Dauer k alle bis auf ein Partikel ein verschwindendes Gewicht erhalten. Dies bedeutet, dass praktisch nur noch ein Partikel übrig bleibt, das einen Beitrag zur Approximation der a posteriori Dichte liefert – das Filter divergiert. Ein Maß für die Degeneration ist die effektive Partikelanzahl $N_{\text{eff}}(k)$, für die lediglich der Schätzwert

$$\hat{N}_{\text{eff}}(k) = \frac{1}{\sum_{i=1}^{N_S} (w_i(k))^2} \leq N_S. \quad (3.42)$$

angegeben werden kann. Das Ziel des *Resampling* besteht nun darin, wann immer $\hat{N}_{\text{eff}}(k)$ unterhalb eines kritischen Wertes fällt, die Gesamtheit der Partikel $\{\mathbf{x}_i(k)\}_{i=1}^{N_S}$ durch neue Partikel $\{\mathbf{x}_i^r(k)\}_{i=1}^{N_S}$ mit identischem Gewicht $w_i^r(k) = 1/N_S$ zu ersetzen. Aus der Menge der Partikel $\{\mathbf{x}_i(k)\}_{i=1}^{N_S}$ werden dazu mit Zurücklegen N_S Partikel proportional zu ihrem jeweiligen Gewicht $w_i(k)$ gezogen. Partikel mit hohem Gewicht werden dadurch oftmals kopiert, während Partikel mit geringem Gewicht eliminiert werden. Es wurden verschiedene Methoden des *Resampling* vorgeschlagen, die sich in ihrem Einfluss auf die Filterung allerdings nur wenig unterscheiden [32]. Alg. 3.1 implementiert das durch Abb. 3.2 illustrierte, sehr intuitive Verfahren des *multinomial Resampling*.

⁸Für den Fall der reinen Filterung eines Markov-Modells nach (3.1) stellt dies keine Einschränkung dar.

Algorithmus 3.1 Resampling**Input:** N_S normierte, gewichtete Partikel $\{\mathbf{x}_i, w_i\}_{i=1}^{N_S}$ **Output:** N_S identisch gewichtete Partikel $\{\mathbf{x}_i^r, w_i^r\}_{i=1}^{N_S}$ mit $w_i^r = \frac{1}{N_S}$

1: Erzeugen der kumulativen Summe der indizierten, normierten Partikelgewichte

 $c_1 := 0;$ **for** $i = 2$ to N_S **do** $c_i := c_{i-1} + w_i$ **end for**2: Initialisieren und gleichverteilte Zahl u_1 ziehen $i := 0$ $u_1 \sim \mathcal{U}(0, \frac{1}{N_S})$

3: Erzeugen der neuen Partikel und Zurücksetzen der Partikelgewichte

for $j = 1$ to N_S **do** $u_j := u_1 + \frac{j-1}{N_S};$ **while** $u_j > c_i$ **do** $i := i + 1;$ **end while** $\mathbf{x}_j^r := \mathbf{x}_i; w_j^r := \frac{1}{N_S}$ **end for****Wahl der Importance Density**

Die optimale *Importance Density*, die die Varianz der Partikelgewichte minimiert, ist durch $\pi(\mathbf{x}_i(k) | \mathbf{x}_i(k-1), \mathbf{z}(k)) := p(\mathbf{x}_i(k) | \mathbf{x}_i(k-1), \mathbf{z}(k))$ gegeben [6]. Die Erzeugung $p(\mathbf{x}_i(k) | \mathbf{x}_i(k-1), \mathbf{z}(k))$ -verteilter Zufallsvektoren ist i. A. jedoch sehr schwierig. Darüber hinaus erfordert diese Wahl bei genauerer Betrachtung eine Integration bei der Aktualisierung der Partikelgewichte in (3.41). Als Folge daraus wurden zahlreiche andere Vorschläge für $\pi(\mathbf{x}_i(k) | \mathbf{x}_i(k-1), \mathbf{z}(k))$ gemacht, die zu einer Vielzahl an Partikel-Filter Varianten geführt haben. Als Beispiele seien etwa das *Auxiliary Particle Filter* oder das *Unscented Particle Filter* [81] genannt. Als suboptimale Lösung hat sich die Übergangswahrscheinlichkeitsdichte etabliert,

$$\pi(\mathbf{x}_i(k) | \mathbf{x}_i(k-1), \mathbf{z}(k)) := p(\mathbf{x}_i(k) | \mathbf{x}_i(k-1)). \quad (3.43)$$

Der große Vorteil in der Wahl von (3.43) liegt darin begründet, dass sich neue Partikel sehr einfach aus den Partikeln des vergangenen Zeitschritts erzeugen lassen. Dazu müssen diese lediglich durch die Systemdynamik (3.1a) bzw. (3.2a) propagiert und mit Realisierungen des Systemrauschens beaufschlagt werden. Die Aktualisierung der Partikelgewichte gemäß (3.41) vereinfacht sich ebenfalls zu

$$w_i(k) \propto w_i(k-1) p(\mathbf{z}(k) | \mathbf{x}_i(k)), \quad (3.44)$$

d. h. die Partikelgewichte werden proportional zu ihrer jeweiligen *measurement likelihood* skaliert. Nachteilig an der Wahl dieser *Importance Density* ist jedoch die Vernachlässigung der neuen Messung $\mathbf{z}(k)$ bei der Erzeugung der Partikel. Insbesondere dann, wenn das Messrauschen sehr gering ist und die Likelihood $p(\mathbf{z}(k) | \mathbf{x}(k))$ für weite Teile des Zustandsraums praktisch Null wird, kann dies dazu führen, dass sich in demjenigen Bereich des Zustandsraumes, der sich auf die relevante Umgebung der Messung abbildet, keine oder nur wenige Partikel aufhalten und das Filter damit divergiert.⁹ Trotzdem stellt die Wahl von (3.43) im Zusammenhang mit (3.44) die Standard-Implementierung eines Partikel-Filters dar. Der zugehörige Algorithmus wird als *Sequential Importance Resampling* (SIR) bezeichnet und ist in Alg. 3.2 skizziert.

Abschließende Bemerkungen

Insbesondere in der Forschung erfreuen sich Partikel-Filter zunehmender Beliebtheit, was sich u. a. an der kaum überschaubaren Anzahl wissenschaftli-

⁹Partikel-Filter stellen prinzipiell nicht das Mittel der Wahl dar, um Zustandsschätzungen in Systemen mit vernachlässigbarem Messrauschen durchzuführen.

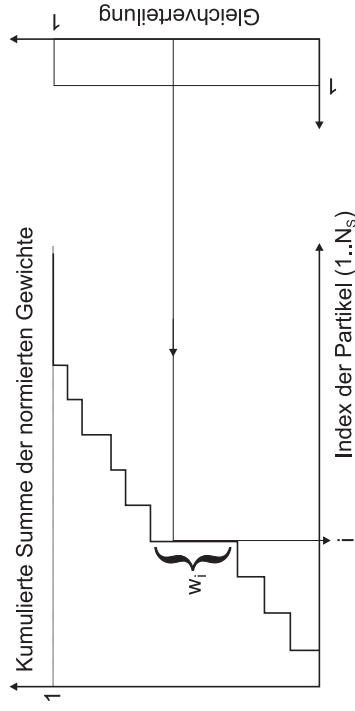


Abb. 3.2: Beim *multinomial Resampling* werden die neuen Partikel proportional zu ihrem Gewicht kopiert. Dazu werden N_S gleichverteilte Zufallszahlen erzeugt und über die Inverse der kumulierten Summe der Partikelgewichte auf die entsprechenden Indizes abgebildet.

cher Artikel zu diesem Thema entnehmen lässt. Ihr größter Nachteil besteht in dem gegenüber klassischen Zustandsschätzern relativ großen Rechenaufwand der Ordnung $\mathcal{O}(N_S)$, wobei die für eine zufrieden stellende Schätzung genaugkeit erforderliche Partikelanzahl N_S in der Regel simulativ oder im Experiment ermittelt werden muss. Im Gegensatz zur (nicht-sequentiellen) Monte Carlo Integration sind die einzelnen Partikel bei der rekursiven Filterung nicht statistisch unabhängig voneinander, was zur Folge hat, dass N_S mit zunehmender Nichtlinearität der Systemgleichung und mit zunehmender Dimensionalität der statistisch unabhängigen Systemrauschkomponenten überproportional stark anwächst. Die genauen Verhältnisse sind allerdings nicht abschließend untersucht. Adaptive Partikel-Filter [35, 103], die N_S z. B. mit Hilfe informationstheoretischer Maße wie der Kullback-Leibler-Distanz automatisch an die aktuell zu repräsentierende Zustandsdichte anpassen, sind im Hinblick auf Echtzeitsysteme ebenfalls nicht von Nutzen, da für deren Auslegung lediglich der *worst-case* Aufwand entscheidend ist. Für hochdimensionale Zustandsräume mit einer linearen Teilstruktur kann das *Marginalized Particle Filter*¹⁰ den Aufwand ggf. erheblich reduzieren [95, 58]. Doch selbst dann, wenn der praktische Einsatz eines Partikel Filters am zu hohen Rechenaufwand scheitert, so ermöglicht dieses dennoch einen offline-Vergleich zwischen dem tatsächlich eingesetzten Verfahren und einem Referenzverfahren, das der Cramér-Rao-Schranke zumeist sehr nahe kommt [95, 58].

Der größte Vorteil der Partikel-Filter ist ihre generelle Anwendbarkeit und ihre algorithmische Eleganz. Während klassische Zustandsschätzer das i. A. schwierige „Rückwärtsproblem“ zu lösen versuchen, indem aus den Beobachtungen heraus auf den Systemzustand geschlossen wird, orientiert sich die Arbeitsweise der Partikel-Filter am mathematisch einfacheren „Vorwärtsproblem“, das sich anschaulich als Hypothesenbildung mit anschließender Verifikation interpretieren lässt [26]: Neu erzeugte Partikel entsprechen Hypothesen über den wahren Systemzustand, die dann im nachfolgenden Verifikationsschritt entsprechend ihrer Übereinstimmung mit den neuen Messungen gewichtet werden. Damit lassen sich u. a. auch solche Systeme behandeln, die aufgrund von Mehrdeutigkeiten in der Abbildung vom Zustandsraum in den Messraum auf nicht-unimodale Zustandsdichten führen. Dieser Fall tritt u. a. bei der in Kapitel 4 beschriebenen Verfolgung ausgedehnter Objekte mittels Nahbereichsradar auf.

¹⁰In der Literatur auch als *Rao-Blackwellized Particle Filter* bezeichnet.

Algorithmus 3.2 Standard SIR Particle Filter

- 1: Initialisierung von N_S identisch gewichteten Partikel $\mathbf{x}_i(0)$ aus der Dichte des Anfangszustands $p(\mathbf{x}(0))$, $w_i(0) = \frac{1}{N_S}$, $i = 1, \dots, N_S$.
 - loop**
 - 2: Propagieren der Partikel aus dem letzten Zeitschritt $k-1$ durch die Systemdynamik (3.1a):

$$\mathbf{x}_i(k) \triangleq \mathbf{x}_i(k|k) \equiv \mathbf{x}_i(k|k-1) = \mathbf{f}(\mathbf{x}_i(k-1|k-1), \mathbf{v}_i(k-1), k-1)$$
 mit $\mathbf{v}_i(k-1) \sim p_{\mathbf{v}}|\mathbf{x}(\mathbf{v}(k-1)|\mathbf{x}(k-1|k-1))$
 - 3: Aktualisieren und Normieren der Gewichte über die durch (3.1b) definierten *measurement likelihoods* der jeweiligen Partikel:

$$\text{if } \mathbf{z}(k) \neq \emptyset \text{ then}$$

$$\tilde{w}_i(k) = w_i(k-1) p(\mathbf{z}(k) | \mathbf{x}_i(k))$$

$$w_i(k) = \frac{\tilde{w}_i(k)}{\sum_{i=1}^{N_S} \tilde{w}_i(k)}$$

$$\text{else}$$

$$w_i(k) = w_i(k-1)$$

$$\text{end if}$$
 - 4: Berechnen der erforderlichen Schätzwerte aus den gewichteten Partikeln $\{\mathbf{x}_i(k), w_i(k)\}$, z. B. mittels (3.40).
 - 5: Falls erforderlich, führe Resampling der Partikel mittels Alg. 3.1 durch. Berechne dazu $N_{\text{eff}}(k)$ gemäß (3.42) und definiere $\gamma \approx \frac{2}{3}$:

$$\text{if } N_{\text{eff}}(k) \leq \gamma N_S \text{ then}$$

$$\{\mathbf{x}_i(k), w_i(k)\}_{i=1}^{N_S} = \text{Resampling}\{\mathbf{x}_i(k), w_i(k)\}_{i=1}^{N_S}$$

$$\text{end if}$$
 - 6: Erhöhe Zeitindex: $k = k + 1$
-
- end loop**

3.3.4 Mehrmodellansätze

Im realen Straßenverkehr beschreibt ein einziges Bewegungsmodell das Verhalten eines anderen Verkehrsteilnehmers nur unzureichend. Die transienten Manöverphasen zwischen Stillstand, Bewegung mit konstanter Geschwindigkeit und Kurvenfahrt werden vorteilhafter Weise mit dem in Kapitel 3.2 vorgestellten CA-Modell beschrieben, während aussonsten das CV-Modell zu besseren Schätzergebnissen führt. Aufgrund der höheren Störanfälligkeit erscheint ein CA-Modell in Querrichtung allerdings nur dann sinnvoll, falls Messungen der Quergeschwindigkeit des zu verfolgenden Objekts in ausreichender Genauigkeit zur Verfügung stehen.

Systeme, deren Dynamik zeitlich zwischen mehreren Modellen variiert, werden *hybride* Systeme genannt. Sie weisen neben kontinuierlichen Rauschunsicherheiten auch diskrete Modellunsicherheiten auf. Zur Zustandsschätzung in hybriden Systemen haben sich insbesondere im Bereich der Objektverfolgung Mehrmodellansätze bewährt [76]. Bei diesen werden mehrere Schätzfilter parallel oder interagierend mit unterschiedlichen Dynamikmodellen betrieben und deren individuelle Schätzungen über die jeweiligen Modellwahrscheinlichkeiten zu einer Gesamtschätzung kombiniert. Damit lassen sich bessere Filterergebnisse erzielen als mit einem einzigen Modell, das immer einen Kompromiss darstellt [83]. Nachfolgend soll nur das parallele Mehrmodellfilter – in der englischsprachigen Literatur auch als *Multiple Model Adaptive Estimator* (MMAE) bekannt – näher beschrieben werden.

N_M parallele Filter (z. B. als KF oder EKF realisiert) mit ihren jeweiligen Dynamikmodellen M_j , $j = 1, \dots, N_M$ werden gleichermaßen mit der Sequenz der Messvektoren $\mathbf{z}_{1:k}$ gespeist. Unter der (unrealistischen) Annahme, dass das zu Beginn korrekte Modell über den gesamten Zeitraum erhalten bleibt, können die bedingten Modellwahrscheinlichkeiten $\Pr(M_j | \mathbf{z}_{1:k})$ mit der gemischten Form der Bayes-Regel rekursiv bestimmt werden:

$$\begin{aligned} \Pr(M_j | \mathbf{z}_{1:k}) &= \Pr(M_j | \mathbf{z}(k), \mathbf{z}_{1:k-1}) = \frac{p(\mathbf{z}(k) | M_j, \mathbf{z}_{1:k-1}) \Pr(M_j | \mathbf{z}_{1:k-1})}{p(\mathbf{z}(k) | \mathbf{z}_{1:k-1})} \\ &= \frac{p(\mathbf{z}(k) | M_j, \mathbf{z}_{1:k-1}) \Pr(M_j | \mathbf{z}_{1:k-1})}{\sum_{j=1}^{N_M} p(\mathbf{z}(k) | M_j, \mathbf{z}_{1:k-1}) \Pr(M_j | \mathbf{z}_{1:k-1})}. \end{aligned} \quad (3.45)$$

Dabei bezeichnet $p(\mathbf{z}(k) | M_j, \mathbf{z}_{1:k-1})$ die Likelihood der Messung $\mathbf{z}(k)$ unter der Annahme des Modells M_j zum Zeitpunkt k und berechnet sich im Falle eines KF oder EKF über das in Kapitel 3.3.2 eingeführte Residuum $\mathbf{r}(k)$ zu

$$p(\mathbf{z}(k) | M_j, \mathbf{z}_{1:k-1}) = \mathcal{N}(\mathbf{z}(k); \mathbf{r}_j(k), \mathbf{C}_{RR,j}(k)). \quad (3.46)$$

Um die eingangs getroffene Annahme eines durchweg konstanten Modells zu lockern, werden die Modellwahrscheinlichkeiten in der Praxis nach unten auf einen kleinen Wert beschränkt und anschließend erneut auf Eins normiert.

Die Zustandsdichte stellt sich dann als eine mit den durch (3.46) gegebenen Modellwahrscheinlichkeiten gewichtete Summe von Normalverteilungen dar. Mittelwert und Kovarianzmatrix dieser *Gaussian Mixture* dienen als Gesamtschätzung des Zustands und berechnen sich gemäß [8] durch

$$\hat{\mathbf{x}}^{\text{MM}}(k | k) = \sum_{j=1}^{N_M} \Pr(M_j | \mathbf{z}_{1:k}) \hat{\mathbf{x}}_j(k | k), \quad (3.47a)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{C}_{\mathbf{X}\mathbf{X}}^{\text{MM}}(k | k) &= \sum_{j=1}^{N_M} \Pr(M_j | \mathbf{z}_{1:k}) \left[\mathbf{C}_{\mathbf{X}\mathbf{X},j}(k | k) + \right. \\ &\quad \left. (\hat{\mathbf{x}}_j(k | k) - \hat{\mathbf{x}}^{\text{MM}}(k | k)) (\hat{\mathbf{x}}_j(k | k) - \hat{\mathbf{x}}^{\text{MM}}(k | k))^T \right]. \end{aligned} \quad (3.47b)$$

Ähnliche Mehrmodellansätze wurden auch für Partikel-Filter vorgestellt [95, 16].

3.4 Mehrobjektverfolgung

Bei der Objektverfolgung im Straßenverkehr hat man es in den seltensten Fällen mit nur einem einzigen Objekt zu tun. Andere Verkehrsteilnehmer sowie stationäre Hindernisse können zu beliebigen Zeiten in das Sensorsichtfeld eintreten oder dieses wieder verlassen, sei es durch deren eigene Bewegung oder durch die des Systemfahrzeuges verursacht. In der Folge führt dies zu einer zeitvarianten, a priori unbekanntem und daher online zu schätzenden Anzahl zu verfolgender Objekte. Darüber hinaus können sich Objekte gegenseitig vollständig oder teilweise verdecken und sich in ihrem Verhalten beeinflussen. Diese Eigenschaften erschweren die Mehrobjektverfolgung gegenüber der Verfolgung eines isolierten Objekts maßgeblich. Obgleich die spezifischen Aspekte der Mehrobjektverfolgung nicht Bestandteil dieser Arbeit sind, seien die hierfür notwendigen Erweiterungen der Vollständigkeit halber kurz erläutert.

3.4.1 Datenordnungsverfahren

Bei dem Problem der Datenzuordnung ist die Frage zu beantworten, welche Messung welchem Objekt zuzuordnen ist. Eine Messung \mathbf{z}_j , $j = 1, \dots, N_z$ kann prinzipiell aus mehreren Quellen stammen:

- Die Messung entspringt einem der bereits verfolgten Objekte
- Ursprung der Messung ist ein neu hinzugekommenes Objekt
- Die Messung ist auf einen Falschalarm bzw. *Clutter* zurückzuführen

Als *Clutter* werden diejenigen Messungen bezeichnet, deren Ursache kein zu verfolgendes Objekt ist. Im Falle von Radar sind derartige Messungen etwa auf Mehrfachreflexionen, Bodenechos sowie auf Schnee und Regen zurückzuführen. Eine genaue Definition von *Clutter* hängt i. A. von der verwendeten Sensorik und ggf. von der Anwendung ab.¹¹ Idealerweise sollten aber nur solche Messungen, die tatsächlich einem bereits verfolgten Objekt entstammen, für den Korrekturschritt im jeweiligen Zustandsschätzer verwendet werden. Ob eine Messung von einem neu hinzugekommenen Objekt stammt oder *Clutter* darstellt, kann oftmals nicht plausibilisiert werden und bedarf einer modellbasierten Beobachtung über einige Taktzyklen hinweg. Oftmals werden daher alle Messungen, die keinem bereits verfolgten Objekt zugeordnet werden können, als Messung eines neuen Objekts interpretiert und ein entsprechender Zustandsschätzer initialisiert.

Die Aufgabe der Datenzuordnung ist es also, eine zum Zeitpunkt k gegebene Anzahl von Messungen \mathbf{z}_j , $j = 1, \dots, N_z$ auf die Menge der bereits verfolgten Objekte T_i , $i = 1, \dots, N_T$ oder ggf. auf neue Objekte abzubilden. Zur Lösung dieser Aufgabe wurden mehrere Verfahren vorgeschlagen, die sich hinsichtlich ihrer Entscheidungstechniken (*hard/soft decision*) und weiter bezüglich ihrer Komplexität (*single/multiple hypothesis* bzw. takt-/sequenzorientiert) unterscheiden. Verfahren mit harten Entscheidungsregeln ordnen jede Messung genau einem Objekt zu, wohingegen Verfahren mit weichen Entscheidungen Messungen gewichtet (i. A. probabilistisch) mehreren Objekte zuweisen können. Bekannte Vertreter der *hard decision* Klasse sind der lokal optimierende *Nearest Neighbor* (NN) und der global optimierende *Auction Algorithm* (AA). Stellvertretend für die bei starkem *Clutter* vorteilhaften *soft decision* Verfahren sei das *Joint Probabilistic Data Association Filter* (JPDAF) genannt. „Optimale“ Verfahren wie der *Multiple Hypothesis Tracker* (MHT) oder das *Optimal Bayesian Filter* (OBF) sind aufgrund ihres mit zunehmender Zeit exponentiell steigenden Aufwands wenig praxistauglich. Für eine umfangreiche Darstellung dieser Verfahren sei auf die einschlägige Literatur verwiesen [7]. Eine Bewertung der Verfahren erfolgt i. A. anhand des Rechenaufwands sowie in Verbindung mit der eigentlichen Zustandsschätzung anhand der Wahrscheinlichkeit einer Falsch-

¹¹ Ist ein Abbild einer Person in Lebensgröße, z. B. auf einem Wahlplakat, bei einer auf optischen Daten basierenden Fußgängererkennung als *Clutter* anzusehen oder nicht?

zuordnung oder eines Zielverlustes. Bei der Objektverfolgung im Straßenverkehr mittels Radar haben sich globale Datenzuordnungsverfahren wie der AA bewährt [94].

Der eigentlichen Datenzuordnung geht üblicherweise das sog. *Gating* voraus. Dabei handelt es sich um eine erste, potentielle Zuweisung von Messungen zu bereits verfolgten Objekten. Hierzu werden um die präzidierten Messungen herum Einzugsbereiche definiert und jede Messung, die innerhalb einer dieser Bereiche liegt, wird als potentieller Kandidat für eine Zuordnung zu dem jeweiligen Objekt angesehen. Unwahrscheinliche Zuordnungen werden auf diese Weise vorzeitig verworfen. Verbleibende Mehrdeutigkeiten sind dann durch die nachfolgende Datenzuordnung möglichst optimal aufzulösen. Für Objekte, die als geometrische Punktziele interpretiert werden können, bietet sich als Distanzmaß der auf dem Residuum $\mathbf{r}_{ij}(k) \triangleq \mathbf{z}_i(k) - \hat{\mathbf{z}}_i(k|k-1)$ basierende Mahalanobisabstand

$$D_M^{ij}(k) \triangleq \sqrt{\mathbf{r}_{ij}(k)^T \mathbf{C}_{\mathbf{RR},i}^{-1}(k) \mathbf{r}_{ij}(k)} \stackrel{!}{\leq} \gamma \quad (3.48)$$

an, der auf elliptische Einzugsbereiche führt. Der Schwellwert γ bestimmt dabei die Größe der Einzugsbereiche im Messraum und kann unter Vorgabe einer einzuschließenden Wahrscheinlichkeit über die χ^2 -Verteilung berechnet werden. Bei nicht-Gauß'schen Unsicherheiten können jedoch andere Einzugsbereiche angebracht sein. Als Vorgriff auf Kapitel 4 sei die Verfolgung ausgedehnter Ziele mittels Nahbereichsradar genannt, bei der die Punktzielannahme offensichtlich verletzt wird. In diesem Fall bietet sich ein *Gate* an, das die Geometrie des zu verfolgenden Objekts im Messraum berücksichtigt.

3.4.2 Objektverwaltung

Ein System zur Objektverfolgung, das in einem instationären Umfeld wie dem Straßenverkehr eingesetzt werden soll, bedarf einer entsprechenden Objektverwaltung. Hauptaufgabe der Objektverwaltung ist das dynamische Anlegen und Löschen von Objekten bzw. das Initialisieren entsprechender Zustandsschätzer und Datenstrukturen. Objekte, die im Rahmen der oben erläuterten Datenzuordnung neu hinzukommen, werden zunächst als unbestätigte Objekte markiert. Diese, im Englischen als *candidate tracks* bezeichneten Objekte, werden in darauf folgenden Zeitschritten hinsichtlich der Datenzuordnung wie bereits verfolgte Objekte (*verified* oder *established tracks*) behandelt, der eigentlichen Anwendung aber erst dann zur Verfügung gestellt, nachdem die tatsächliche Existenz des Objekts durch eine hinreichend hohe Anzahl aufeinander folgender Innovationen als sicher erachtet

werden kann. Gleichermaßen werden Objekte gelöscht, denen über einen längeren Zeitraum keine Messungen zugeordnet werden können. Diese Methoden basieren oftmals auf heuristischen Erwägungen. Eine weitere Aufgabe der Objektverwaltung liegt in der Bereitstellung zusätzlicher Informationen, die z. B. die Objektklasse oder logische Variable wie „Objekt hat Übergang von fahrend auf stehend vollzogen“ betreffen.

3.4.3 Objektiinterdependenzen

Ein weiterer Aspekt der Mehrobjektverfolgung ist die wechselseitige Abhängigkeit zwischen den Objekten. Dies betrifft zum einen die Systemdynamik, vor allem aber das Messmodell. Verkehrsteilnehmer beeinflussen sich offensichtlich gegenseitig in ihrem Verhalten. So führt die Bremsreaktion eines vorausfahrenden Fahrzeugs in einer Kolonne in den meisten Fällen zu einer gleichartigen Reaktion der nachfolgenden Fahrzeuge. Weiterhin existieren physikalische Beschränkungen, etwa dass sich Verkehrsteilnehmer gegenseitig nicht durchfahren können oder dass die realisierbaren Beschleunigungen durch den Haftreibungskoeffizienten zwischen Reifen und Straße begrenzt sind.¹² Diese Abhängigkeiten und Beschränkungen könnten zumindest näherungsweise berücksichtigt werden, etwa durch eine intelligente, situationsabhängige Wahl der Bewegungsmodelle oder durch ein gemeinsames Verfolgen aller Objekte in einem einzigen Filter, bei dem die Zustände der jeweiligen Objekte entsprechend miteinander gekoppelt wären. Aufgrund der immensen Schwierigkeiten in der Verhaltensmodellierung der verfolgten Objekte sowie des rasant steigenden Rechenaufwands, der durch die Kopplung der Modelle entsteht, wird darauf – von speziellen Anwendungsfällen wie in [61, 22] beschrieben einmal abgesehen – jedoch verzichtet. Darüber hinaus sei angemerkt, dass die Abtastrate gebräuchlicher Sensorik mit 10 – 50 Hz um ein Vielfaches höher ist, als die im Straßenverkehr typischerweise beobachtete Dynamik der Bewegungen. Unter diesem Gesichtspunkt verspricht die (ungenau modelliertere) Berücksichtigung des Verhaltens keinen nennenswerten Genauigkeitsgewinn.

Erheblich wichtiger ist der Einfluss auf das Messmodell, der dadurch entsteht, dass sich Objekte vollständig oder auch nur teilweise gegenseitig verdecken können. In der Folge führt dies dazu, dass die Messgleichung (3.1b) von den Zuständen mehrerer Objekte abhängt. Die Vernachlässigung dieser nichtlinearen Abhängigkeit wirkt sich ggf. stark auf den Schätzfehler aus und kann zum Zielverlust führen.

¹²Außer natürlich, das verfolgte Fahrzeug fährt gerade auf ein Stauende auf!

3.5 Sensorfusion

Systeme zur Objektverfolgung basieren in den meisten Fällen auf mehreren Sensoren, deren Daten entsprechend miteinander fusioniert werden müssen [3, 84, 60]. Die Gründe für die Verwendung mehrerer Sensoren liegen je nach Anwendungsfall in der Vergrößerung des Abdeckungsbereichs, der Erhöhung der Schätzgenauigkeit, der Reduktion des Signalverarbeitungsaufwands sowie in der Steigerung der Robustheit bzw. Redundanz des Systems. Die Verwendung mehrerer ggf. unterschiedlicher Sensoren mit überlappendem Abdeckungsbereich ermöglicht deren gegenseitige Validierung und ggf. die Kompensation individueller Schwächen. Insbesondere Radar- und optische Sensoren ergänzen sich hierbei aufgrund ihrer jeweils sehr guten Entfernungsmessung und Winkelauflösung.

Systeme zur Sensorfusion lassen sich hinsichtlich mehrerer Ausprägungen kategorisieren. Zum Einen unterscheiden sie sich in Bezug auf ihre Architektur, die zentral oder verteilt sein kann. Weiterhin gibt es mehrere Ebenen, auf denen Informationen zusammengeführt werden können. Messen mehrere Sensoren dasselbe physikalische Signal, so kann eine Fusion auf den Rohdaten erfolgen, z. B. mit dem Ziel einer Erhöhung des SNR über bekannte Verfahren des *Diversity Combining*. In der Regel erfolgt die Fusion verschiedener Sensoren im Bereich der Objektverfolgung jedoch auf Basis von Messvektoren (*feature-level fusion*) oder Zustandsvektoren (*decision-level fusion*). Als „Messvektoren“ sind dabei keineswegs nur rein physikalisch gemessene Größen zu verstehen, sondern ebenfalls daraus abgeleitete Größen, welche dann als eigentliche Messung im Sinne der Zustandsschätzung verwendet werden. Dies sei am Beispiel einer Kamera verdeutlicht: Die physikalische Messung ist in Form eines digitalisierten Bildes gegeben, das neben den zu verfolgenden Objekten noch weitere Bestandteile der Umgebung beinhaltet. Um die im Bild steckende Information sinnvoll verwerten zu können, müssen über geeignete Verfahren zunächst Merkmale der entsprechenden Objekte extrahiert werden. Kamera und Bildverarbeitung werden in diesem Zusammenhang als ein *logischer* Sensor aufgefasst, für dessen Messungen es aber oftmals schwierig ist, akkurate Rauschprozesse zu modellieren. Als letztes Unterscheidungsmerkmal sei die der Fusion zugrunde liegende mathematische Methodik genannt, die neben dem üblicherweise verwendeten probabilistischen Ansatz auch Intervallarithmetik [1.29], Evidenztheorie nach Dempster-Shafer [101] sowie Fuzzy Logic [96] umfasst.

3.5.1 Fusionsarchitekturen

Die zentrale Fusion ist dadurch charakterisiert, dass jeder Sensor seine Messungen direkt zu einem Fusionszentrum sendet. Dort werden alle eintreffenden Messungen in einem gemeinsamen Zustandsschätzer fusioniert. Diese Architektur ist optimal in dem Sinne, dass dem Fusionszentrum die gesamte Information zur Verfügung steht, die in den Messungen steckt. Nachteilig an der zentralen Fusion ist jedoch, dass sie ggf. eine zu hohe Bandbreite zur Übertragung der Messdaten oder auch eine zu hohe Rechenleistung am Fusionszentrum erfordert und in der Praxis daher nicht anwendbar ist.

Bei der verteilten Fusion werden die Messungen einzelner oder mehrerer Sensoren zumindest teilweise in lokalen Zustandsschätzern verarbeitet. Neben der Datenreduktion und der Aufteilung der Rechenleistung auf mehrere Knoten sind oftmals auch organisatorische Gründe für eine verteilte Fusion verantwortlich, etwa weil Teilsysteme von verschiedenen organisatorischen Einheiten realisiert werden oder weil bestehende Systeme modular erweiterbar sein sollen. Die Struktur des Datenflusses zwischen den lokalen Zustandsschätzern bestimmt maßgeblich die algorithmische Komplexität der gesamten Schätzreihung. Insbesondere Schleifen im Datenfluss sind aufgrund entstehender Korrelationen problematisch. In der Objektverfolgung verbreitet ist eine hierarchische Fusionsarchitektur, bei der in einer ersten Stufe zunächst alle Sensoren gleichen Typs fusioniert werden.

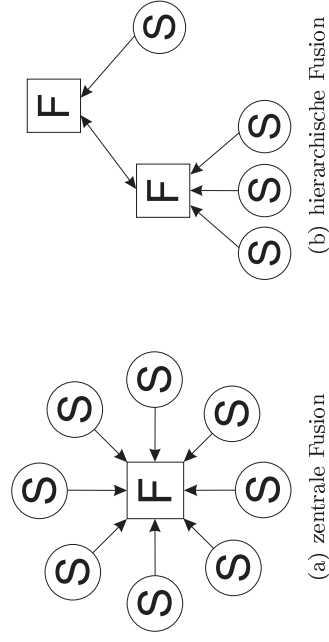


Abb. 3-3: Beispiele gebräuchlicher Fusionsarchitekturen. (S) bezeichnet Sensoren, (F) Fusionsknoten.

3.5.2 Fusionsmethoden

Bei einem System aus N_F Sensoren geht das Messmodell nach (3.1b) über in ein entsprechendes System von Messgleichungen gemäß

$$\mathbf{z}_i(k) = \mathbf{h}_i(\mathbf{x}(k), \mathbf{n}_i(k), k), \quad i = 1, \dots, N_F. \quad (3.49)$$

Bei der zentralen Fusion ist es generell möglich, alle Messvektoren $\mathbf{z}_i(k)$ zu einem gestapelten Messvektor $\mathbf{z}^T(k) = (\mathbf{z}_1^T(k), \dots, \mathbf{z}_{N_F}^T(k))$ zusammenzufassen und die Fusion im Rahmen der üblichen Zustandsschätzung gewissermaßen automatisch durchzuführen. Aufgrund von Messwertausfällen kann der gestapelte Messvektor dabei von variabler Dimension sein – die Messgleichung ist dann entsprechend anzupassen. Im Falle einer linearen Zustandsschätzung mittels Kalman Filter oder EKF kann die zentrale Fusion mehrerer unabhängiger Messungen elegant durch das *Information Filter* realisiert werden. Dazu wird der Korrekturschritt (3.23) des Kalman Filters durch

$$\hat{\mathbf{x}}(k|k) = \mathbf{C}_{\mathbf{X}\mathbf{X}}(k|k) \left[\mathbf{C}_{\mathbf{X}\mathbf{X}}^{-1}(k|k-1) \hat{\mathbf{x}}(k|k-1) + \sum_{i=1}^{N_F} \mathbf{H}_i^T(k) \mathbf{C}_{\mathbf{N}\mathbf{N},i}^{-1}(k) \mathbf{z}_i(k) \right], \quad (3.50a)$$

$$\mathbf{C}_{\mathbf{X}\mathbf{X}}^{-1}(k|k) = \mathbf{C}_{\mathbf{X}\mathbf{X}}^{-1}(k|k-1) + \sum_{i=1}^{N_F} \mathbf{H}_i^T(k) \mathbf{C}_{\mathbf{N}\mathbf{N},i}^{-1}(k) \mathbf{H}_i(k). \quad (3.50b)$$

ersetzt [98, 8]. Analog zum Korrekturschritt (3.28) des EKF kann die zentrale Fusion bei nichtlinearer Messgleichung genauer als mit (3.50) durch das erstmals im Jahre 1999 veröffentlichte *Extended Information Filter* [85] erfolgen. Hierzu muss lediglich die Messung $\mathbf{z}_i(k)$ in (3.50a) durch den Term $[\mathbf{z}_i(k) - h_i(\hat{\mathbf{x}}(k|k-1), k) + \mathbf{H}_i(k) \hat{\mathbf{x}}(k|k-1)]$ ersetzt werden. Im Falle der Zustandsschätzung durch das Standard SIR Partikel-Filter nach Alg. 3.2 erfolgt die zentrale Fusion mehrerer Messungen durch eine entsprechende Modellierung der *joint measurement likelihood* $p(\mathbf{z}_1(k), \dots, \mathbf{z}_{N_F}(k) | \mathbf{x}(k))$. Sind die Messungen unabhängig voneinander, gilt weiter $p(\mathbf{z}_1(k), \dots, \mathbf{z}_{N_F}(k) | \mathbf{x}(k)) = \prod_{i=1}^{N_F} p(\mathbf{z}_i(k) | \mathbf{x}(k))$.

Die verteilte Fusion gestaltet sich im Gegensatz zur zentralen Fusion erheblich schwieriger und wird an dieser Stelle nicht weiter vertieft. Für den Fall der hierarchischen Fusion hat sich im Hinblick auf die Verfolgung von Punktziteln das Dezentrale Kalman Filter bewährt [98]. Als weitere Möglichkeit sei die Kovarianzmethode (*covariance method, track-to-track fusion*) [2]

genannt, mit der sich zudem die durch das gemeinsame Prozessrauschen entstehende Korrelation zwischen den lokalen Zustandsschätzungen berücksichtigen lässt. Sind die lokalen Zustandsschätzungen $\hat{\mathbf{x}}_i(k|k)$ mit ihren jeweiligen Kovarianzmatrizen $\mathbf{C}_{\mathbf{x}\mathbf{x}_i}(k|k)$ zumindest näherungsweise unabhängig voneinander, so vereinfacht sich die hierarchische Fusion zu

$$\hat{\mathbf{x}}(k|k) = \mathbf{C}_{\mathbf{x}\mathbf{x}}(k|k) \sum_{i=1}^{N_F} \mathbf{C}_{\mathbf{x}\mathbf{x}_i}^{-1}(k|k) \hat{\mathbf{x}}_i(k|k), \quad (3.51a)$$

$$\mathbf{C}_{\mathbf{x}\mathbf{x}}^{-1}(k|k) = \sum_{i=1}^{N_F} \mathbf{C}_{\mathbf{x}\mathbf{x}_i}^{-1}(k|k), \quad (3.51b)$$

wobei N_F in diesem Fall die Anzahl der zu fusionierenden Zustandsschätzungen bezeichnet. (3.51) kann analog auch zur direkten, i. A. jedoch suboptimalen, zentralen Fusion mehrerer Messungen verwendet werden, falls die jeweiligen Messvektoren kompatibel zueinander sind [98].

4

Verfolgung ausgedehnter Objekte mit Nahbereichsradar und optischem Fluss

Verfahren zur Objektverfolgung basieren typischerweise auf der Annahme, dass die räumliche Ausdehnung eines verfolgten Objekts vernachlässigt werden darf. Ein Objekt, das hinreichend weit entfernt ist, darf auch als Punktziel betrachtet werden – sei es, weil die begrenzte Auflösung der Sensorik eine genauere Modellierung überflüssig macht oder weil die exakte Kenntnis der Ausdehnung des Objekts ohnehin keine signifikante Verbesserung der zu realisierenden Assistenzfunktion bewirkt. So impliziert beispielsweise eine Winkelunsicherheit von $\pm 1^\circ$ bei einem in einer Entfernung von 50 m mitig vorausfahrenden Fahrzeug eine laterale Unsicherheit von ± 0.87 m oder der Breite eines handelsüblichen PKW. Eine akkuratere Schätzung der Objektbreite und der lateralen Ablage wäre mit Winkelmessungen dieser Genauigkeit bei der gegebenen Entfernung in einem dynamischen Umfeld ausichtslos. FAS wie ACC benötigen für eine komfortable Regelung zwar eine möglichst genaue Schätzung der longitudinalen Zustände x_{obj} , $v_{obj,x}$ und $a_{obj,x}$, hinsichtlich der lateralen Zustände ist eine diskrete Quantisierung in „innerhalb“ oder „außerhalb“ des eigenen Fahrkorridors jedoch ausreichend.

Bezüglich CMS ist die Modellierung der verfolgten Objekte als Punktziele insbesondere im Nahbereich allerdings problematisch. Auf der Punktzielannahme basierende Verfahren führen auf suboptimale Schätzergebnisse, sobald das Auflösungsvermögen der Sensoren die Berücksichtigung der Objektausdehnung im jeweiligen Messmodell ermöglicht bzw. notwendig macht. Weiterhin beeinflusst der laterale Aufenthaltsbereich eines verfolgten Objekts maßgeblich dessen Kritikalität und damit ggf. die Schwere eines Regelungsgriffs.¹ Mitte und Breite des verfolgten Objekts auf der y -Achse (s. Abb. 4.2) sollten daher ebenfalls möglichst exakt geschätzt werden.

Während sich die Ausdehnung von Objekten bei deren Verfolgung mittels bildgebenden oder scannenden Sensoren infolge der direkten Messung ihrer Außenkanten in nahezu trivialer Weise schätzen lässt, gestaltet sich die Verfolgung ausgedehnter Objekte mittels Radar² wesentlich schwieriger [41, 118]. Gegenstand dieses Kapitels ist die Verfolgung ausgedehnter Objekte mittels einer Fusion aus mehreren Nahbereichsradaren und per optischem Fluss segmentierten Bildbereichen. Auf Aspekte der Mehrobjektverfolgung wird aufgrund des beträchtlichen Umfangs der Thematik verzichtet.

4.1 Eingesetzte Sensorik

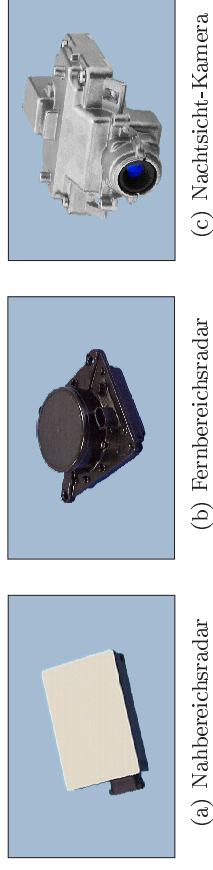
Die im Versuchsfahrzeug eingesetzte Sensorik besteht aus einem 77 GHz Fernbereichsradar, vier 24 GHz *ultra-wide-band* (UWB) Nahbereichsradarsensoren sowie einer monokularen Nachtsicht-Kamera, deren Frequenzbereich sich vom nahen Infrarot bis in das sichtbare Licht erstreckt. Abb. 4.1 zeigt die einzelnen Sensortypen, Abb. 4.2 deren Anordnung am Versuchsfahrzeug. Die Radarsensoren sind via CAN-Bus, die Kamera über eine spezielle Ethernet-Schnittstelle mit den im Kofferraum befindlichen Mess- und Steuerrechnern verbunden.

4.1.1 Fernbereichsradar

Der seit 1999 im Abstandsregeltempomaten DISTRONIC verwendete Fernbereichsradar (Fa. CONTINENTAL) arbeitet nach dem FM-Puls-Doppler Prinzip und zeichnet sich durch seine hohe Reichweite von etwa 150 m aus. Sein Azimuth-Öffnungswinkel beträgt hingegen nur $\pm 5.1^\circ$. Im Bereich von $\pm 3.3^\circ$

¹ Als Vorgriff auf Kapitel 5 möge der Leser sich dies anhand des Unterschieds zwischen einem mittig vorausfahrenden LKW und einem nach rechts versetzt fahrenden Radfahrer deutlich machen.

² Ausgenommen hiervon seien bildgebende Radarsensoren wie z. B. in [80] beschrieben.



(a) Nahbereichsradar

(b) Fernbereichsradar

(c) Nachtsicht-Kamera

Abb. 4.1: Eingesetzte Sensoren zur Umfeldwahrnehmung.

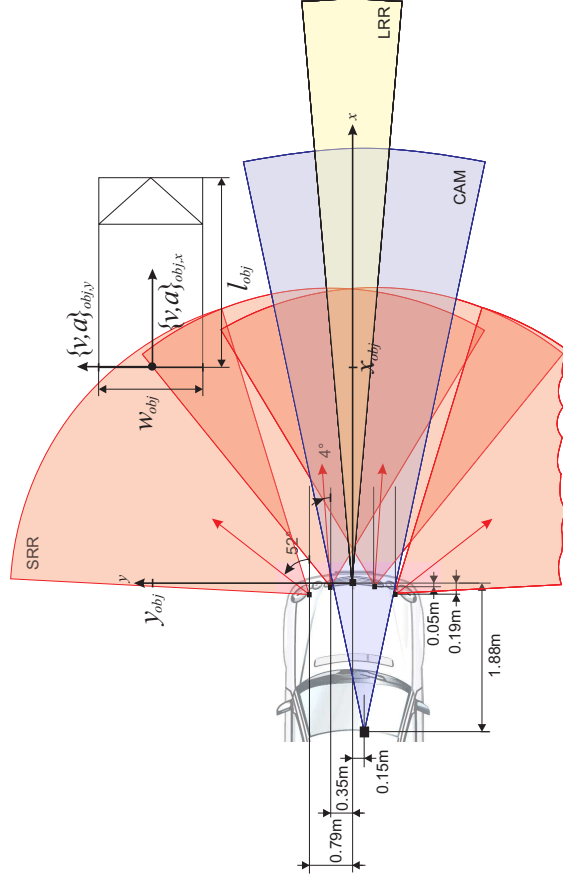


Abb. 4.2: Sensorkonfiguration im Versuchsfahrzeug. Die Reichweiten der jeweiligen Sensoren sind nicht maßstabsgetreu abgebildet. Der Fernbereichsradar (*Long Range Radar*, LRR) ist direkt hinter dem Kühlergrill montiert, die Nahbereichsradare (*Short Range Radar*, SRR) im vorderen Stoßfänger. Die Kamera ist mit einem statischen Nickwinkel von 5° auf einer Höhe von 1.35 m über der StraÙe hinter der Windschutzscheibe angebracht. Die Zeichnung zeigt weiterhin ein rechteckig modelliertes Objekt sowie die Definition von dessen Breite w_{obj} und Länge l_{obj} .

ermöglichen drei sich teilweise überlappende Antennenkeulen Winkelmessungen, die in Stufen von $\pm 0.1^\circ$ quantisiert sind. Außerhalb dieses Bereichs

werden Winkelmessungen mit $\pm 3.4^\circ$ angegeben. Über eine Auswertung der Dopplereffektverschiebung wird die relative Radialgeschwindigkeit der detektierten Objekte gemessen. Im Gehäuse des Sensors befindet sich weiterhin eine Signalverarbeitungseinheit, auf der eine Software zur Objektverfolgung implementiert ist. Der Sensor stellt die geschätzten Zustände von bis zu vier verfolgten Objekten bereit. Die ungefilterten Messungen sind von außen jedoch nicht zugänglich. Zur Verfolgung ausgedehnter Objekte kann der Fernbereichsradar deshalb keinen signifikanten Beitrag leisten.

4.1.2 Nahbereichsradar

Die Nahbereichsradarsensoren (Fa. TYCO ELECTRONICS) verwenden kurze Pulse mit einer Dauer von etwa 200 ps bzw. einer Bandbreite von 5 GHz und erzielen eine Reichweite von maximal 30 m. Die kurze Dauer der Pulse korrespondiert mit 7.5 cm großen Entfernungstoren. Die innerhalb eines Entfernungstors reflektierte Energie wird im Sensor integriert und führt abhängig vom resultierenden SNR ggf. zu einer Detektion, d. h. innerhalb eines Entfernungstors ist prinzipbedingt nur jeweils eine Detektion möglich. Zwei Punktziele innerhalb desselben Entfernungstors können daher in einem Phantomziel resultieren, das unter einem systematisch falschen Winkel erscheint. Um diesem Effekt entgegenzuwirken, werden zur Detektion eines Ziels stets zwei aufeinander folgende Entfernungstore zusammengefasst. Die Entfernung eines detektierten Ziels wird aus den Amplituden dieser Entfernungstore interpoliert und in Quantisierungsstufen von 0.01 m ausgegeben. Zwei sequentiell geschaltete Antennenmuster ermöglichen über einen Azimut von $\pm 35^\circ$ Messungen des Zielwinkels. Aus später noch ersichtlichen Gründen werden jedoch nur Messungen im Bereich von $\pm 30^\circ$ akzeptiert. Neben einer FFT-basierten Bestimmung der Relativgeschwindigkeit \dot{r} verfügt jeder Sensor über eine eigene Software zur Objektverfolgung, die im Takt von 40 ms verifizierte, leicht gefilterte Messungen ausgibt. Zusätzlich stehen je nach Version der Sensorsoftware jedoch auch ungefilterte Messungen zur Verfügung. Weitere Informationen über den prinzipiellen Aufbau des Sensors sind in [47] zu finden.

Die verhältnismäßig feine Entfernungsauflösung des Nahbereichsradars hat zur Folge, dass ausgedehnte Objekte je nach ihrer Größe und Position mehrere Entfernungstore überstreichen und zumindest teilweise aufgelöst werden können. In Abb. 4.3 ist dies anhand eines stabförmigen Objektes verdeutlicht. Die Anzahl überstrichener Entfernungstore stellt eine Obergrenze für die Anzahl der zurückgelieferten Messungen dar. Die Abhängigkeit dieser Obergrenze von der Position des Stabes ist für die typische Breite eines LKW

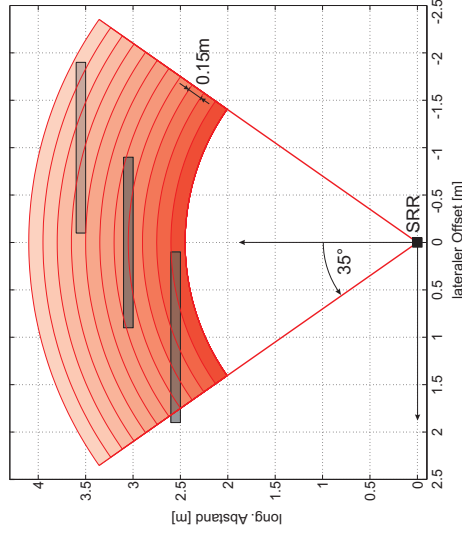
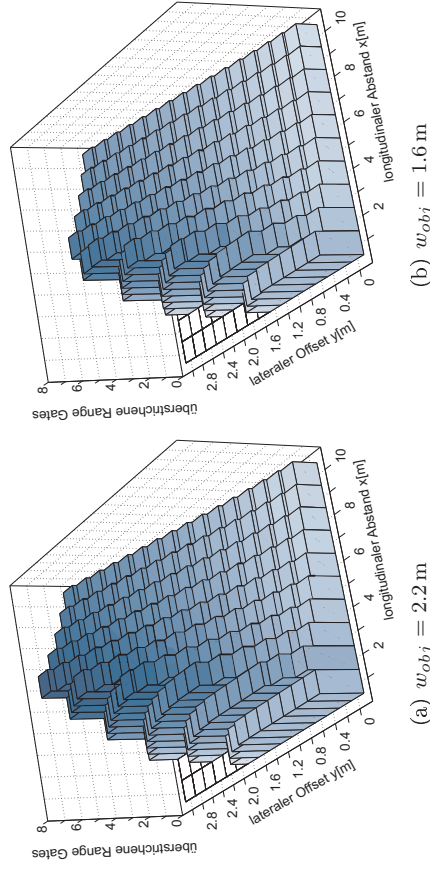


Abb. 4.3: Von einem stabförmigen Objekt der Breite $w_{obj} = 1.8$ m überstrichene Entfernungstore eines Nahbereichsradarsensors (*Short Range Radar*, SRR), dargestellt für drei unterschiedliche Objektpositionen. Die effektive Breite eines Entfernungstors beträgt $\Delta r = 0.15$ m.



(a) $w_{obj} = 2.2$ m

(b) $w_{obj} = 1.6$ m

Abb. 4.4: Mittlere Anzahl überstrichener Entfernungstore (sog. *Range Gates*) eines gemäß Abb. 4.3 angeordneten stabförmigen Objekts der Breite w_{obj} in Abhängigkeit von dessen Position. Für hohe laterale Offsets ist die Anzahl durch den Öffnungswinkel begrenzt.

sowie eines PKW in Abb. 4.4 dargestellt. Wie zu erwarten ist, nimmt die Anzahl überstrichener Entfernungstore mit zunehmendem longitudinalen Abstand ab und mit zunehmendem lateralen Offset zu, vorausgesetzt die Grenzen des Sensorsichtfeldes werden nicht überschritten. Das Maximum bewegt sich zwischen fünf und acht Entfernungstoren. Für longitudinale Abstände oberhalb von 5 m sind ggf. nur ein bis zwei Messungen möglich. Durch die in Abb. 4.2 dargestellte Überlagerung mehrerer Abdeckungsbereiche erhöht sich die Anzahl potentieller Messungen entsprechend.

Die tatsächliche Anzahl an Messungen sowie deren Ursprungsort hängt jedoch von mehreren unbekanntem Faktoren ab, u. a. von Material, Geometrie, Oberflächenstruktur sowie Position und Ausrichtung des betrachteten Objekts. In erster Näherung lassen sich reale Objekte als eine Kombination aus Punkt- und Flächenreflektoren idealisieren. Radkästen, Ecken, Laternen und Leitpfosten wirken zumeist wie Punktreflektoren, die über einen relativ großen Winkelbereich Energie zum Sensor zurück streuen. Glatte Metallflächen hingegen reflektieren nur dann ausreichend Energie zum Sensor zurück, wenn sie orthogonal zur Ausbreitungsrichtung der Welle orientiert sind. In [21] wurde jüngst ein auf Reflexionszentren basierendes Modell zur Sensorsimulation vorgestellt, das im Rahmen dieser Arbeit jedoch nicht zur Verfügung stand. Messungen stationärer Folgefahrten hinter verschiedenen, mittig vorausfahrenden PKW ergaben im Entfernungsbereich bis 25 m für beide vorderen Sensoren im Mittel jeweils 8.6 Messungen pro überstrichenem Radiant. Bei einem Abstand von 5 m entspricht dies insgesamt etwa sechs, bei 10 m insgesamt etwa drei Messungen der Fahrzeugrückfront. Für Entfernungen größer als 25 m traten Detektionen nur sporadisch auf.

Die wahren Reflexionspunkte, die die jeweiligen „Quellen“ der Messungen darstellen, können – wie folgend noch erläutert wird – aufgrund der ungenauen Winkelmessungen leider nicht zufrieden stellend ermittelt werden. Weiterhin variiert die Verteilung der Messungen auf einer Rückfront stark in Abhängigkeit von den oben genannten Einflussfaktoren, was die Identifizierung eines statistischen Verteilungsmodells für die Reflexionspunkte mit vertretbarem Aufwand praktisch unmöglich macht. Im Prinzip müsste ein solches Modell für jeden Objekttyp und jede Objektausrichtung separat ermittelt werden. Ein auf einem statistischen Verteilungsmodell basierendes Verfahren zur Schätzung von Objektbreite und lateraler Mittenposition sollte demzufolge eine gewisse Robustheit gegenüber Modellabweichungen aufweisen. Weiterhin sei angemerkt, dass die „wahre“ Objektbreite nur dann beobachtbar ist, wenn Reflexionen auch auf den Außenkanten des Objekts auftreten. Dies ist oftmals auch der Fall.

Der Winkel φ eines detektierten Ziels wird aus dem Verhältnis der Signal-

amplituden zweier Antennenmuster bestimmt, wie sie beispielhaft in Abb. 4.5 dargestellt sind. Durch produktions- und temperaturbedingte Abwei-

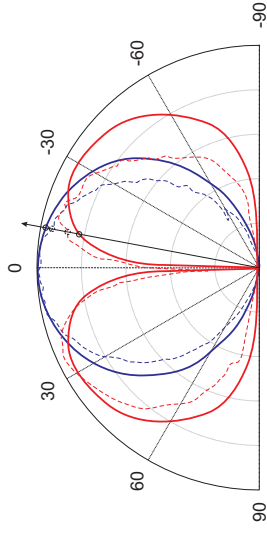


Abb. 4.5: Beabsichtigte (durchgezogene Linien) und reale (gestrichelte Linien) Antennencharakteristik eines Nahbereichsradarsensors, aufgetragen über dem Azimutwinkel [Grad].

chungen von der beabsichtigten Antennencharakteristik sowie Toleranzen beim Einbau der Sensoren in die Stoßfänger entstehen systematische Winkelfehler, die von Sensor zu Sensor individuell verschieden sind. Experimente mit einem *Corner*-Reflektor bestätigen dieses Verhalten: Dazu wird der Reflektor zunächst im Abstand von 25 m mittig vor dem Versuchsfahrzeug platziert. Anschließend fährt man auf den Reflektor zu, so dass in beiden vorderen Sensoren betragsmäßig zunehmende Winkel durchlaufen werden. Trägt man die jeweiligen Messungen im gemeinsamen Fahrzeug-Koordinatensystem nach Abb. 3.1 bzw. Abb. 4.2 auf, so zeigt sich, dass sie zumeist nicht übereinander liegen, sondern sich während der Zufahrt auf den Reflektor unabhängig voneinander lateral hin- und herbewegen. Für bestimmte Positionen wurden dabei Winkelfehler von bis zu $\pm 4^\circ$ beobachtet, die damit deutlich höher liegen als die Fehler, die durch die 1° -Quantisierung des Winkels verursacht werden. Eine auf Regression basierende automatische Kalibrierung reduziert diese Winkelfehler zwar „im Mittel“, kann diese aber nicht vollständig beseitigen. In der Praxis treten daher systematische Winkelfehler auf, die sich im Rahmen der Zustandsschätzung nur bedingt durch ein erhöhtes Sensorrauschen modellieren lassen. Messungen außerhalb $\pm 30^\circ$ haben sich als besonders fehlerhaft erwiesen und werden daher verworfen.

Eine weitere Eigenschaft der Sensoren sind unerwünschte Messungen, die keinem realen Hindernis entsprechen. Ursache dieser als *Clutter* bezeichneten Messungen sind u. a. rauschbedingte Falschalarme, Mehrfachreflexionen, Bodenechos sowie starker Regen oder Schneefall. Interne Maßnahmen

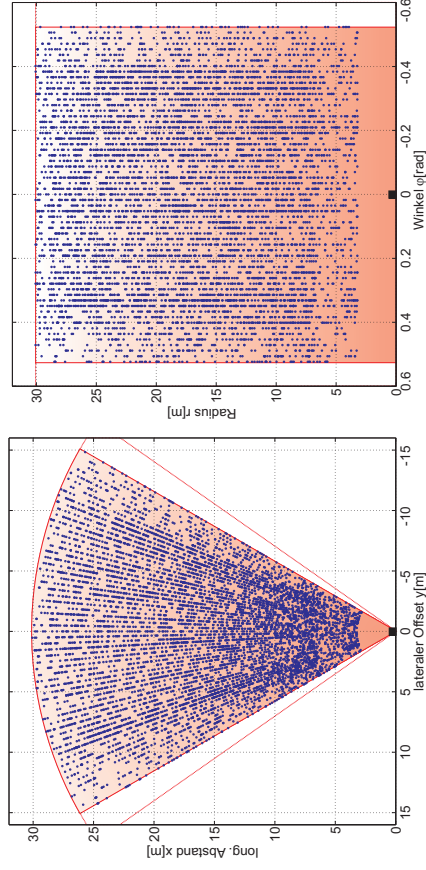
(a) (x, y) -Zustandsraum(b) (r, φ) -Messraum

Abb. 4.6: *Clutter Map* der in lokalen Sensorkoordinaten überlagerten, ungefilterten Messungen aller Nahbereichsradarsensoren. Die Aufzeichnung erfolgte bei gutem Wetter auf einer betonierten Freifläche über einen Zeitraum von ca. vier Minuten. Die Intensität lag im zeitlichen Mittel pro Sensor und Takt bei 0.38 *Clutter*-Messungen für den gesamten (r, φ, \dot{r}) -Messraum.

unterdrücken Reflexionen von irrelevanten Objekten wie Gullideckeln und Straßenverfahrungen, so dass *Clutter* in guter Näherung als stochastisches Ereignis modelliert werden kann. Abb. 4.6 verdeutlicht, dass die örtliche Verteilung des *Clutter* im Messraum ungefähr gleichverteilt ist. Die entsprechende Geschwindigkeitsverteilung konzentriert sich jedoch bei unbewegten Zielen. *Clutter* betrifft in erster Linie die ungefilterten Messungen, selten jedoch die vom Sensor verfolgten³ Ziele.

4.1.3 Monokulare Kamera mit optischem Fluss

Die monokulare Nachtsicht-Kamera (Fa. BOSCH) besitzt eine Brennweite von $f = 12\text{mm}$ und erzeugt über ihren CMOS-Chip Grauwertbilder in einer Auflösung von 640×480 Bildpunkten. Eine vorhandene Software berechnet aus den Bildfolgen zunächst den optischen Fluss. Der durch die Eigenbewegung des Ego-Fahrzeugs verursachte Fluss wird dabei kompensiert. Anschließend wird darauf aufbauend eine Segmentierung in objektumgebende, rechteckige Rahmen (engl.: *bounding boxes*) durchgeführt. Die Pixelkoordinaten der

entsprechenden Ecken sowie die mittlere horizontale Pixelgeschwindigkeit (in [Pixel/Bild]) der zur Segmentierung herangezogenen Flussvektoren werden als die eigentlichen Messungen des Sensors „Kamera“ bereitgestellt. In diesem Sinne stellt die Kamera einschließlich der Software zur Bildauswertung einen logischen Sensor dar.

Optischer Fluss und Objektsegmentierung

Als optischer Fluss wird ein 2D-Vektorfeld bezeichnet, das einzelnen Bildpunkten einer Bildfolge deren vektorielle Pixelgeschwindigkeiten zuordnet. Die Schätzung dieser Flussvektoren ermöglicht unter gewissen Voraussetzungen eine modellunabhängige, rein bewegungsorientierte Detektion und Verfolgung von Objekten der 3D-Welt im Kamerabild. Dies ist insbesondere in solchen Szenarien vorteilhaft, in denen eine modellbasierte Mustererkennung üblicherweise an ihre Grenzen stößt. Beispiele hierfür sind:

- Nur zum Teil sichtbare Objekte, z. B. aufgrund gegenseitiger Verdeckungen oder Einschränkungen des Sichtfeldes
- Komplexe, aufwändig zu modellierende Geometrien, beispielsweise bei nicht-starren Hindernissen wie Fußgänger und Menschengruppen
- Hinsichtlich Gestalt oder Orientierung dem Klassifikator unbekanntes bzw. nicht trainierte Muster wie Tiere oder Baufahrzeuge

Vor allem quer bewegte Objekte bewirken einen signifikanten optischen Fluss und eignen sich daher zur Detektion. Hindernisse, die keinen ausreichenden Fluss erzeugen, können hingegen nicht erkannt werden. Dazu gehören u. a. Objekte in der Nähe des Fluchtpunkts sowie Objekte, deren optischer Fluss sich nicht hinreichend stark vom Hintergrund absetzt. In derartigen Szenarien können modellbasierte Verfahren wie eine Rückfrontenerkennung wesentlich zur Erkennungsleistung beitragen [14].

Der optische Fluss approximiert das durch die 3D-Bewegung der Objekte im Bild hervorgerufene Verschiebungsfeld jedoch nur unter einschränkenden Voraussetzungen. Erstens müssen die Veränderungen in der Bildfolge tatsächlich auf Bewegung und nicht etwa auf Änderungen in der Beleuchtung beruhen. Zweitens ist in aufeinander folgenden Bildern eine eindeutige Zuordnung von korrespondierenden Bildpunkten erforderlich. Beide Voraussetzungen können i. A. nicht garantiert werden. Vor allem homogene Texturen und sich wiederholende Muster erschweren die Korrespondenzsuche. Der in dieser Arbeit verwendete Algorithmus [106] beseitigt potentielle Mehrdeutigkeiten durch eine effiziente zeitliche Filterung. Zur Segmentierung der

³Auf neudeutsch: „getrackten“

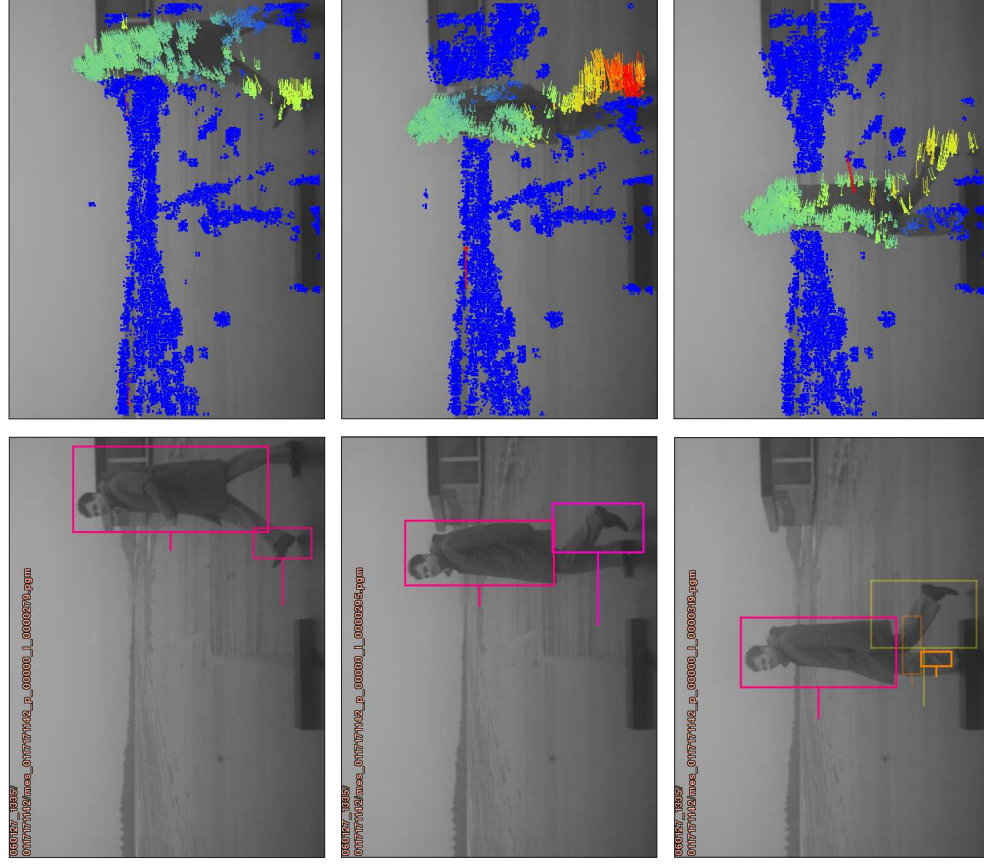


Abb. 4.7: Detektion eines Fußgängers im Kamerabild (linke Spalte) auf Basis optischer Flussvektoren (rechte Spalte). Durch die modellunabhängige Segmentierung zerfallen nicht-starrer Objekte ggf. in mehrere „Messungen“. Eine weiteres Problem nicht-starrer Hindernisse ist ihre variable Breite.

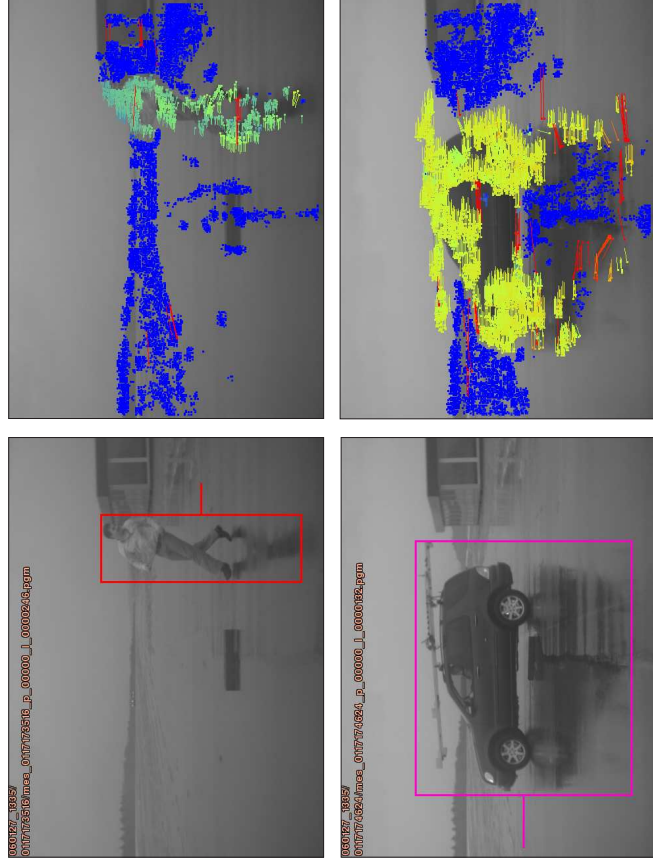


Abb. 4.8: Beispiele für fehlerhafte Segmentierungen aufgrund von Spiegelungen auf nasser Straße. Eine Entfernungsschätzung über die untere Rahmenkante führt auch unter der korrekten Annahme einer ebenen Straße zu inakzeptablen Fehlern. Die an den Rahmen angebrachten Linien korrespondieren mit der mittleren horizontalen Pixelgeschwindigkeit der zur Segmentierung herangezogenen Flussvektoren.

Objekte werden hinreichend ähnliche und beieinander liegende Flussvektoren zu Clustern zusammengefasst, deren äußersten Elemente die rechteckigen Rahmen definieren.

Abb. 4.7 illustriert die Verfolgung eines querenden Fußgängers im Kamerabild. Durch die Inhomogenität der Bewegung entstehen mehrere Segmente. Hervorzuheben ist das jeweils nicht detektierte stehende Bein. Pendelnde Arme und Beine implizieren eine zeitvariante „Breite“, d. h. die Kanten des Rahmens können sich bewegen ohne dass dies mit einer korrespondierenden Geschwindigkeit einhergehen muss. Bei der Zustandsschätzung muss dieser Effekt berücksichtigt werden. Abb. 4.8 zeigt eine prinzipielle Schwäche der modellunabhängigen Detektion und verdeutlicht die Notwendigkeit der Fu-

sion mit einem entfernungsmessenden Sensor.

Koordinatentransformation

Zur Ableitung eines Messmodells gemäß (3.1b) ist zunächst die Transformationsvorschrift zwischen 3D-Weltpunkten und 2D-Bildpunkten notwendig. Deren Herleitung soll anhand des in Abb. 4.9 dargestellten Lochkameramodells erfolgen. Die Bildebene Σ_{CAM} habe ihren Ursprung bei den Weltkoordinaten

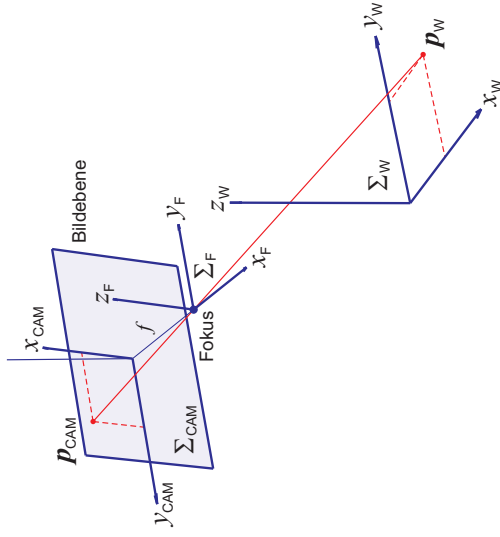


Abb. 4.9: Abbildungseigenschaften einer Lochkamera. \mathbf{p}_{W} bezeichnet einen Punkt im Weltkoordinatensystem Σ_{W} , der entlang des durch den Fokus verlaufenden Sichtstrahls auf den Punkt \mathbf{p}_{CAM} der Bildebene Σ_{CAM} abgebildet wird.

naten (c_x, c_y, c_z) und sei um den Nickwinkel β auf die Stra\enebene geneigt. Zun\u00e4chst wird der Weltpunkt \mathbf{p}_{W} in das Brennpunkt-Koordinatensystem Σ_{F} transformiert. Beim \u00dcbergang zu homogenen Koordinaten

$$\mathbf{p}_{\text{W}} = (x_{\text{W}} \ y_{\text{W}} \ z_{\text{W}})^T \longrightarrow \mathbf{p}_{\text{W}}^h = (x_{\text{W}} \ y_{\text{W}} \ z_{\text{W}} \ 1)^T \quad (4.1a)$$

$$\mathbf{p}_{\text{W}}^h = (x_{\text{W}}^h \ y_{\text{W}}^h \ z_{\text{W}}^h \ w^h)^T \longrightarrow \mathbf{p}_{\text{W}} = \begin{pmatrix} x_{\text{W}}^h \\ y_{\text{W}}^h \\ z_{\text{W}}^h \\ w^h \end{pmatrix}^T \quad (4.1b)$$

kann diese Transformation durch aufeinanderfolgende Matrizenmultiplikationen dargestellt werden:

$$\begin{aligned} \mathbf{p}_{\text{F}}^h &= \mathbf{T}(-f, 0, 0) \mathbf{R}_y(-\beta) \mathbf{T}(-c_x, -c_y, -c_z) \mathbf{p}_{\text{W}}^h \quad (4.2) \\ &= \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & -f \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \cos(-\beta) & 0 & \sin(-\beta) & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ -\sin(-\beta) & 0 & \cos(-\beta) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & -c_x \\ 0 & 1 & 0 & -c_y \\ 0 & 0 & 1 & -c_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \mathbf{p}_{\text{W}}^h. \end{aligned}$$

Dabei wird das Weltkoordinatensystem zun\u00e4chst um die Kameraposition verschoben, anschlie\u00dfend um den Winkel β um die Querachse gedreht und dann erneut entlang der nunmehr gekippten L\u00e4ngsachse um die Brennweite f versetzt. Zwischen den Koordinaten der Bildebene und denjenigen des Brennpunktsystems gilt dann aufgrund des Strahlensatzes

$$\frac{x_{\text{CAM}}}{f} = \frac{-z_{\text{F}}}{x_{\text{F}}}, \quad \frac{y_{\text{CAM}}}{f} = \frac{y_{\text{F}}}{x_{\text{F}}}. \quad (4.3)$$

In ausgeschriebener Form wird daraus der gesuchte Zusammenhang

$$x_{\text{CAM}} = \begin{bmatrix} \frac{\sin(\beta)(c_x - x_{\text{W}}) + \cos(\beta)(c_z - z_{\text{W}})}{\sin(\beta)(c_z - z_{\text{W}}) - \cos(\beta)(c_x - x_{\text{W}}) - f} \end{bmatrix} f, \quad (4.4a)$$

$$y_{\text{CAM}} = \begin{bmatrix} \frac{-(c_y - y_{\text{W}})}{\sin(\beta)(c_z - z_{\text{W}}) - \cos(\beta)(c_x - x_{\text{W}}) - f} \end{bmatrix} f. \quad (4.4b)$$

Mit der H\u00f6he und Breite eines Pixels auf dem Bildsensor von $k_x = k_y = 8 * 10^{-6}$ m ergibt sich f\u00fcr die entsprechenden Pixelkoordinaten

$$x_{\text{PIX}} \approx \left\lfloor \frac{x_{\text{CAM}}}{k_x} \right\rfloor + \frac{480}{2}, \quad y_{\text{PIX}} \approx \left\lfloor -\frac{y_{\text{CAM}}}{k_y} \right\rfloor + \frac{640}{2}, \quad (4.5)$$

falls $1 \leq x_{\text{PIX}} \leq 480$ und $1 \leq y_{\text{PIX}} \leq 640$. Andernfalls liegt der Punkt au\u00dfhalb des Bildsensors und es gilt $x_{\text{PIX}} = y_{\text{PIX}} = 0$. Der Azimutwinkel der Kamera l\u00e4sst sich hieraus zu $\pm 12^\circ$ berechnen. Bei den in Abb. 4.7 und 4.8 dargestellten Bildern entspricht die Pixelcoordinate $(1 \ 1)^T$ der linken oberen Ecke mit der x -Achse nach unten und der y -Achse nach rechts zeigend.

Aufgrund von $\sin(\beta) \approx 0$ hat z_{W} in (4.4b) nur geringen Einfluss. Eine genaue Analyse zeigt, dass f\u00fcr alle im Bild sichtbaren Weltpunkte \mathbf{p}_{W} mit $z_{\text{W}} \in [-0.2 \text{ m}, 1.0 \text{ m}]$ die Unbestimmtheit in y_{PIX} maximal 3 Pixel betr\u00e4gt.

Vertikale Kanten in der Welt bilden sich also auf vertikale Kanten im Bild ab. Die nicht geschätzte Objekthöhe kann bei der Transformation von 3D-Weltpunkten in die horizontale Pixelkoordinate y_{pix} also ohne nennenswerten Fehler mit $z_w = 0$ angesetzt werden. Die vertikale Pixelkoordinate x_{pix} ist hingegen stark abhängig von z_w . Sie lässt sich aber ggf. zur Identifikation unplausibler Messungen verwenden, indem man als Objekthöhe z. B. $z_w \geq 0.5$ m ansetzt und prüft, ob sich bei gegebenem (x_w, y_w) die obere Rahmenkante auch hinreichend nahe am oberen Bildrand befindet. Die untere Rahmenkante könnte aus den zuvor geschilderten Gründen höchstens bei gleichzeitigem Einsatz eines Polarisationsfilters verwendet werden. Die Verifikation einer durch $(x_{\text{obj}}, y_{\text{obj}} \pm \frac{w_{\text{obj}}}{2})$ vorgegebenen Objekthypothese kann also prinzipiell durch vertikale Rahmenkanten erfolgen. In ähnlicher Weise sind hypothetische Objektgeschwindigkeiten und -beschleunigungen durch die gemessene horizontale Pixelgeschwindigkeit verifizierbar.

Die direkte Berechnung der Objektposition aus den Rahmenkanten ist hingegen nicht möglich. Aus Abb. 4.9 wird ersichtlich, dass alle auf dem Sichtstrahl befindlichen 3D-Weltpunkte auf denselben Bildpunkt abgebildet werden. Entsprechend kann das Gleichungssystem (4.4) nicht eindeutig nach p_w aufgelöst werden, sondern besitzt unendlich viele Lösungen, von denen allerdings nur eine Untermenge physikalisch Sinn macht.

4.2 Ansatz mit Partikel-Filter

Die Ausgedehntheit eines Objekts hat zur Folge, dass sich die entstehende Messgleichung nicht vernünftig linearisieren lässt. Im Falle der Nahbereichsradare ist der Grund hierfür darin zu sehen, dass die *measurement likelihood* $p(\mathbf{z}(k) | \mathbf{x}(k))$ nicht als vom Zustand abhängige Normalverteilung modellierbar ist, sondern von der Geometrie des Objektes, insbesondere dessen Ausdehnung auf der y -Achse, abhängt. Eine lineare Darstellung gemäß (3.3b) mit Gauß'schem Rauschen ist damit nicht möglich. Im Falle der Kamera verhindert vor allem die Begrenzung des Sichtfeldes eine Linearisierung von (4.4). Am Beispiel eines querenden Objekts sei dies verdeutlicht: Solange das Objekt noch nicht im Kamerabild zu sehen ist, können insbesondere dessen Zustände w_{obj} und y_{obj} nur auf Basis der Nahbereichsradare geschätzt werden. Sobald das Objekt im Sichtfeld der Kamera erscheint, wird es zu einem Rahmen segmentiert, der jedoch nur den sichtbaren Teil des Objekts umrandet. Eine vertikale Rahmenkante am linken oder rechten Bildrand erlaubt also höchstens eine Aussage darüber, wie breit das Objekt mindestens sein muss. Erst nachdem beide vertikale Rahmenkanten innerhalb des Bildes

sind, lässt sich die Breite und laterale Mittenposition des Objekts ohne systematischen Fehler schätzen.

All diese Nichtlinearitäten können bei der Objektverfolgung mittels Partikel-Filter prinzipiell berücksichtigt werden. Problematisch ist jedoch, dass sich für die Messungen der Nahbereichsradare aus den zuvor genannten Gründen keine exakte, durch den Zustand eindeutig festgelegte Verteilung angeben lässt. Diese strukturelle Unsicherheit kann auch in einem Partikel-Filter nicht modelliert werden. Statt dessen muss man sich für eine sinnvolle Verteilung entscheiden und hoffen, dass das Filter eine ausreichende Robustheit gegenüber Abweichungen von derselben aufweist.

Für die Objektbewegung wird das CA-Modell nach (3.7-3.8) angesetzt, wobei die laterale Beschleunigung $a_{\text{obj},y}$ nur dann mitgeschätzt wird, falls Messungen der Kamera vorhanden sind. Andernfalls wird $a_{\text{obj},y} = 0$ angenommen. Die Integration nachgelagerter Logiken gemäß (3.14) verbessert die Zustandsschätzung beim Übergang des Objekts in den Stillstand und ist ohne nennenswerten Mehraufwand möglich. Der Zustandsvektor \mathbf{x} wird um die Objektbreite w_{obj} erweitert, die als quasi-statischer Zustand von den restlichen Zuständen entkoppelt ist und für die $w_{\text{obj}}(k+1) = w_{\text{obj}}(k) + v_{w_{\text{obj}}}(k)$ gilt. Die Objektlänge l_{obj} ist praktisch unbeobachtbar und wird daher nicht geschätzt. Es wird das in Alg. 3.2 skizzierte SIR Partikel-Filter verwendet. Die Fusion der Sensoren erfolgt zentral über die *joint measurement likelihood*, deren Modellierung im Folgenden skizziert wird.

4.2.1 Messmodell der Nahbereichsradare

In [41] wird ein interessanter Ansatz zur Partikel-Filter-basierten Verfolgung ausgedehnter Objekte in *Clutter* präsentiert. Die Ausdehnung eines Objekts wird dort durch eine räumliche Wahrscheinlichkeitsdichte $p_{\mathbf{Y}|\mathbf{X}}(\mathbf{y} | \mathbf{x})$ berücksichtigt, welche die Verteilung der „Quellen“ der dem Objekt entstammenden Messungen modelliert. Die diffuse Quelle \mathbf{Y} bildet sich über das vom Rauschprozess abhängige Messmodell des Sensors $p_{\mathbf{Z}|\mathbf{Y}}(\mathbf{z} | \mathbf{y})$ in die Wahrscheinlichkeitsdichte der Objektmessungen ab,

$$p_{\mathbf{T}}(\mathbf{z} | \mathbf{x}) = \int p_{\mathbf{Z}|\mathbf{Y}}(\mathbf{z} | \mathbf{y}) p_{\mathbf{Y}|\mathbf{X}}(\mathbf{y} | \mathbf{x}) d\mathbf{y}. \quad (4.6)$$

Jede dem Objekt entstammende Messung wird als unabhängige Stichprobe dieser Dichte aufgefasst. Daneben erzeuge der Sensor auch *Clutter*-Messungen, die im Messraum gleichverteilt seien. Unter der Voraussetzung, dass sowohl die Anzahl der Objektmessungen $N_{\mathbf{T}}$ als auch die Anzahl der *Clutter*-Messungen $N_{\mathbf{C}}$ pro Zeitschritt Poisson-verteilt sind, wird für die über

dem endlichen Volumen des Messraums definierte *measurement likelihood* das folgende Resultat hergeleitet:

$$p_{\mathbf{z}|\mathbf{x}}(\mathbf{z}_{1:N_z}(k) | \mathbf{x}(k)) = \prod_{j=1}^{N_z} \left(1 + \frac{\lambda_T}{\rho_C} p_{\mathbb{T}}(\mathbf{z}_j(k) | \mathbf{x}(k)) \right). \quad (4.7)$$

Dabei bezeichnet $N_z = N_T + N_C$ die Gesamtzahl an Messungen und $\mathbf{z}_{1:N_z}(k)$ den gestapelten Vektor derselben zum Zeitpunkt k . λ_T bezeichnet den Mittelwert der Poisson-Verteilung

$$\Pr(N_T | \mathbf{x}(k)) = \frac{\lambda_T^{N_T}}{N_T!} e^{-\lambda_T} \quad (4.8)$$

und legt fest, wie viele Messungen bei gegebenem Zustand $\mathbf{x}(k)$ im Mittel dem Objekt entstammen. Analog hierzu definiert $\rho_C = \lambda_C/V$ die *Clutter-Dichte*, wobei V das kartesische Volumen des Messraums bezeichnet.

Das Resultat (4.7) bietet den Vorteil, die *measurement likelihood* ohne die Konstruktion von Zuordnungshypothesen berechnen zu können. Eine Daten-zuordnung ist nicht notwendig. Stattdessen können in (4.7) alle Messungen verwendet werden, unabhängig davon, ob es sich um Objektmessungen oder um *Clutter* handelt. Das Verfahren bietet sich daher insbesondere im Hinblick auf die Verwendung der ungefilterten, *Clutter* beinhaltenen Messungen an. Die Voraussetzungen des Ansatzes werden näherungsweise erfüllt, die Erweiterung auf mehrere unabhängige Sensoren ist trivial. λ_T ist in jedem Zeitschritt und für jeden Sensor individuell auf Basis des jeweils vom Objekt effektiv überstrichenen Winkelbereichs zu schätzen. Die *joint measurement likelihood* aller $N_z(k)$ Nahbereichsradarmessungen lautet damit

$$p_{\text{SRR}}(\mathbf{z}_{1:N_z}(k) | \mathbf{x}(k)) = \prod_{j=1}^{N_z} \left(1 + \frac{\lambda_{\mathbb{T}, \text{SRR}(j)}(k)}{\rho_C} p_{\mathbb{T}, \text{SRR}(j)}(\mathbf{z}_j(k) | \mathbf{x}(k)) \right), \quad (4.9)$$

wobei im Falle $N_z = 0$ das obige Produkt als Eins zu interpretieren ist. Lediglich das Quellenmodell $p_{\mathbf{Y}|\mathbf{x}}$ verbleibt zu modellieren. Solange der Typ des verfolgten Objekts a priori unbekannt ist und aus den Messdaten nicht zuverlässig geschätzt werden kann, lässt sich die zuvor erwähnte strukturelle Unsicherheit mit diesem modellbasierten Ansatz nicht vermeiden. In Ermangelung eines allgemein gültigen Modells wird das Objekt daher als „Stab“ aufgefasst, der sich gemäß Abb. 4.2 räumlich über $(x_{obj}, y_{obj} \pm \frac{w_{obj}}{2})$ erstreckt, sich entlang der Koordinatenachsen bewegt und eine gleichverteilte Quellendichte aufweist. Die konkrete Berechnung von $p_{\mathbb{T}}(\mathbf{z} | \mathbf{x})$ ist in Alg. 4.1 skizziert.

Algorithmus 4.1 Likelihood-Wert einer Objektmessung $p_{\mathbb{T}}(\mathbf{z} | \mathbf{x})$

Input: Partikel \mathbf{x}_i , Messung $\mathbf{z}_j = (r_j \ \varphi_j \ \dot{r}_j)^T$ eines Nahbereichsradars

Output: Likelihood-Wert $p_{\mathbb{T}}(\mathbf{z}_j | \mathbf{x}_i)$ der Messung unter Hypothese \mathbf{x}_i

- 1: Berechnung des Likelihood-Wertes der Position (r_j, φ_j)
 - a: Berechne für den die Messung erzeugenden Sensor den sichtbaren Teil des durch \mathbf{x}_i definierten „Stabes“.
 - b: Erzeuge ausreichend dicht liegende Punkte gleichen Abstands auf dem sichtbaren Teil des Stabes.
 - c: Transformiere die erzeugten Punkte vom kartesischen Weltkoordinatensystem in sensor-lokale Polarkoordinaten.
 - d: Erzeuge ein *Gaussian Mixture Model* (GMM): Alle „polaren“ Punkte werden identisch gewichtet und wie in einem kartesischen (r, φ) -System interpretiert. Setze auf jeden Punkt eine bivariate Normalverteilung mit den Varianzen $\sigma_r^2, \sigma_\varphi^2$ und $\sigma_{r,\varphi} = 0$.
 - e: Berechne den Likelihood-Wert $p_{\mathbb{T}}(r_j, \varphi_j | \mathbf{x}_i)$ durch Einsetzen von (r_j, φ_j) in das GMM.
 - 2: Berechnung des Likelihood-Wertes der Radialgeschwindigkeit \dot{r}_j
 - a: Präzidiere die vom Sensor zu messende Radialgeschwindigkeit: Berechne den durch \mathbf{x}_i , sowie v_{ego}, a_{ego} und $\dot{\Psi}_{ego}$ verursachten relativen Geschwindigkeitsvektor des Objekts und projiziere diesen auf die Achse, die vom Sensor zur gemessenen Position verläuft. (Die gemessene Position ist hierfür zunächst in das kartesische Weltkoordinatensystem zu transformieren.)
 - b: Bilde die Differenz $\Delta \dot{r}_j$ zwischen präzidiertem und gemessener Radialgeschwindigkeit.
 - c: Berechne den Likelihood-Wert $p_{\mathbb{T}}(\dot{r}_j | \mathbf{x}_i)$ durch Einsetzen von $\Delta \dot{r}_j$ in eine mittelwertfreie Normalverteilung mit Varianz $\sigma_{\dot{r}}^2$.
 - 3: Berechnung des Verbund-Likelihood-Wertes gemäß $p_{\mathbb{T}}(\mathbf{z}_j | \mathbf{x}_i) = p_{\mathbb{T}}(r_j, \varphi_j | \mathbf{x}_i) p_{\mathbb{T}}(\dot{r}_j | \mathbf{x}_i)$.
-

4.2.2 Messmodell der Kamera

Analog zum vorherigen Abschnitt besteht die Aufgabe darin, die *joint measurement likelihood* $p_{\text{CAM}}(\mathbf{z}_{1:N_z}(k) | \mathbf{x}(k))$ aller Kameramessungen zu berechnen. Zur Lösung dieser Aufgabe ist ein Modell der Abbildung vom Zustand $\mathbf{x}(k)$ in eine korrespondierende Kameramessung $\mathbf{z}(k)$ herzuleiten. Der Vektor $\mathbf{z}(k)$ besteht hierbei aus den Pixelkoordinaten der linken und rechten Rahmenkante sowie der horizontalen Pixelgeschwindigkeit der zur Segmentierung herangezogenen Flussvektoren. Das resultierende Modell ist in Alg. 4.2 beschrieben. Es berücksichtigt, soweit mit vertretbarem Aufwand möglich, alle Nichtlinearitäten, insbesondere die Begrenzung des Sichtfeldes.

Im Gegensatz zum Nahbereichsradar soll vereinfachend angenommen werden, dass pro realem Objekt höchstens eine Messung erzeugt wird. Ein Rückblick auf Abb. 4.7 zeigt zwar, dass diese Annahme nicht immer zutrifft. Der dort gezeigte Effekt beruht jedoch in erster Linie auf noch vorhandenen Unzulänglichkeiten der Segmentierung. Alle Messungen \mathbf{z}_j , deren Likelihood-Wert unterhalb einer geforderten *Gating-Schwelle* liegt, werden verworfen. Von den verbleibenden Messungen \mathbf{z}_j^* wird diejenige mit dem höchsten Likelihood-Wert dem Objekt hart zugeordnet,

$$p_{\text{CAM}}(\mathbf{z}_{1:N_z}(k) | \mathbf{x}(k)) = \max_j \left\{ p_{\text{CAM}}(\mathbf{z}_j^*(k) | \mathbf{x}(k)) \right\}. \quad (4.10)$$

Beim Fehlen einer gültigen Messung ist das obige Maximum als Eins zu interpretieren.

4.2.3 Fusion der Measurement Likelihoods

Die zentrale Fusion mehrerer Sensoren im Rahmen eines Partikel-Filters erfolgt wie in Kapitel 3.5.2 beschrieben durch die Modellierung einer alle Messungen umfassenden *joint measurement likelihood*. Im gegebenen Fall unabhängiger Sensoren reduziert sich die Fusion in eine Multiplikation der individuellen Likelihood-Werte

$$p(\mathbf{z}_{1:N_z, \text{SRR}}(k), \mathbf{z}_{1:N_z, \text{CAM}}(k) | \mathbf{x}(k)) = p_{\text{SRR}}(\mathbf{z}_{1:N_z, \text{SRR}}(k) | \mathbf{x}(k)) \cdot p_{\text{CAM}}(\mathbf{z}_{1:N_z, \text{CAM}}(k) | \mathbf{x}(k)), \quad (4.11)$$

wobei $N_{z, \text{SRR}}$, $N_{z, \text{CAM}}$ zur korrekten Unterscheidung diesmal die jeweilige Anzahl der Messungen aller Nahbereichsradare bzw. der Kamera bezeichnet.

Algorithmus 4.2 Likelihood-Wert einer Kamera-Messung

Input: Partikel \mathbf{x}_i , Messung $\mathbf{z}_j = (y_{\text{PIX},1,j} \ y_{\text{PIX},r,j} \ y_{\text{PIX},j})^T$ der Kamera

Output: Likelihood-Wert $p_{\text{CAM}}(\mathbf{z}_j | \mathbf{x}_i)$ der Messung unter Hypothese \mathbf{x}_i

- 1: Berechnung des Likelihood-Werts der Pixelgeschwindigkeit $y_{\text{PIX},j}$
 - a: Präzidiere die nicht auf die Bildauflösung begrenzten Pixelkoordinaten der durch \mathbf{x}_i definierten linken und rechten Objektkante gemäß (4.4b-4.5) mit $x_W = x_{\text{obj},i}$, $y_W = y_{\text{obj},i} \pm w_{\text{obj},i}$, $z_W = 0$.
 - b: Interpoliere das Partikel \mathbf{x}_i unter Berücksichtigung von v_{ego} , a_{ego} und ψ_{ego} um die Dauer einer Kamera-Abtastperiode in die Vergangenheit. Berechne analog zu a) die entsprechenden Pixelkoordinaten dieser „vergangenen“ Objekthypothese.
 - c: Berechne die Pixelgeschwindigkeit von linker und rechter Rahmenkante aus der Differenz der in a) und b) ermittelten Pixelkoordinaten und bilde deren Mittelwert.
 - d: Bilde die Differenz $\Delta y_{\text{PIX},j}$ zwischen dem Mittelwert der präzidierten Pixelgeschwindigkeiten und $y_{\text{PIX},j}$.
 - e: Berechne den Likelihood-Wert über ein normalverteiltes Rauschmodell zu $p_{\text{CAM}}(y_{\text{PIX},j} | \mathbf{x}_i) = \mathcal{N}(\Delta y_{\text{PIX},j}; 0, \sigma_{y_{\text{PIX}}}^2)$.
 - 2: Berechne die Likelihood-Werte der gemessenen Pixelkoordinaten von linker und rechter Rahmenkante ($y_{\text{PIX},1,j}$, $y_{\text{PIX},r,j}$)
 - a: Begrenze die in 1a) berechneten Pixelkoordinaten mittels min- und max-Operatoren auf die horizontale Bildauflösung.
 - b: Korrigiere am Bildrand liegende Pixelkoordinaten ggf. durch eine Verschiebung in Richtung Bildmitte, die der in 1c) präzidierten Pixelgeschwindigkeit entspricht.
 - c: Bilde die Differenzen $\Delta y_{\text{PIX},1,j}$ und $\Delta y_{\text{PIX},r,j}$ zwischen präzidierten und gemessenen Pixelkoordinaten beider Rahmenkanten.
 - d: Berechne die Likelihood-Werte jeder Rahmenkante analog zu 1e), jedoch mit der Varianz $\sigma_{y_{\text{PIX}}}^2$.
 - 3: Berechnung des Verbund-Likelihood-Wertes unter Annahme statistischer Unabhängigkeit gemäß $p_{\text{CAM}}(\mathbf{z}_j | \mathbf{x}_i) = p_{\text{CAM}}(y_{\text{PIX},j} | \mathbf{x}_i) \cdot p_{\text{CAM}}(y_{\text{PIX},1,j} | \mathbf{x}_i) p_{\text{CAM}}(y_{\text{PIX},r,j} | \mathbf{x}_i)$
-

4.3 Effiziente Zustandsschätzung

Im konkreten Fall der Objektverfolgung mittels Nahbereichsradar resultiert die Ausgedehntheit eines Objekts in einer mehrdeutigen Abbildung zwischen dem wahren Objektzustand \mathbf{x} und einer unverrauschten Objektmessung \mathbf{z} . Die Mehrdeutigkeit kommt darin zum Ausdruck, dass ein und derselbe Objektzustand mit einer Vielzahl möglicher unverrauschter Messungen korrespondiert. Diese „eins-zu-viele“-Abbildung $\mathbf{x} \rightarrow \mathbf{z}$ stellt keine klassische Funk-

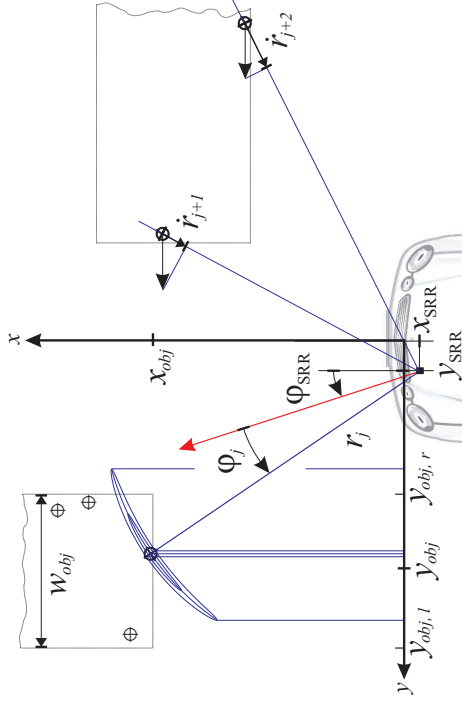


Abb. 4.10: Geometrische Verhältnisse bei der Messwertzeugung mittels Nahbereichsradar. φ_{SRR} bezeichnet die Orientierung der geometrischen Achse eines Nahbereichsradars, r_j und φ_j Abstand und Winkel einer Messung. Die sichelförmige Messunsicherheit kann bei der Projektion auf die y -Achse mit Hilfe der UT durch eine eindimensionale Normalverteilung approximiert werden. Rechts ist die Projektion des (hier rein lateralen) Geschwindigkeitsvektors auf seine jeweils radiale Komponente \dot{r} dargestellt.

tion im Sinne einer „eins-zu-eins“ bzw. „viele-zu-eins“-Abbildung dar. In der Konsequenz führt dies dazu, dass eine explizite Modellierung der Messgleichung gemäß (3.1b) zunächst nicht gelingt. Auch die in Abschnitt 3.3.2 dargestellte Linearisierung und damit einhergehende Explizitierung gemäß (3.29-3.33) ist nicht direkt anwendbar. Abb. 4.10 verdeutlicht, warum sich die Positions- und Geschwindigkeitsmessungen der Nahbereichsradare nur in begrenztem Maße zur Schät-

zung der Objektgeschwindigkeit eignen: Ihre Diversität kann auch nur eine Auswirkung der räumlichen Ausdehnung des Objekts sein!

Bei der im letzten Abschnitt vorgestellten Partikel-Filter Lösung wurde das Problem der Mehrdeutigkeit dadurch umgangen, dass die Abbildung $\mathbf{x} \rightarrow \mathbf{z}$ von vornherein in expliziter Weise probabilistisch modelliert wurde. Unter Einbeziehung von Messrauschen und *Clutter*-Messungen resultierte dies in einer expliziten *measurement likelihood* $p(\mathbf{z} | \mathbf{x})$. Allerdings sei betont, dass die sequentielle Inferenz des Partikel-Filters mittels Bildung von Zustandshypothesen und anschließender Verifikation durch die eintreffenden Messungen eben auch nur durch die Festlegung auf ein definiertes probabilistisches Modell möglich ist. Im konkreten Fall wurde in Ermangelung eines allgemeingültigen Modells angenommen, dass die Quellen der Messungen gleichverteilt auf der zugewandten Objektkante liegen. Dies muss in der Praxis jedoch keinesfalls zutreffen. Für eine – nach welchem statistischen Kriterium auch immer – optimale Zustandsschätzung ist die Vorgabe einer entsprechenden Dichte aber notwendig. Mithin lässt sich diese Modellunsicherheit kaum beheben, ohne an geeigneter Stelle Vereinfachungen vorzunehmen.

Nachfolgend wird eine auf linearen Zustandsschätzern basierende Objektverfolgung vorgestellt, die ohne die Annahme eines konkreten Quellenmodells für die Nahbereichsradarmessungen auskommt. Da ausschließlich explizite Zustandsschätzer mit einer überschaubaren Anzahl nichtlinearer Berechnungen verwendet werden, stellt sie wesentlich geringere Anforderungen an die Rechenzeit als das zuvor dargelegte Partikel-Filter. Sie trägt damit zu einer praxistauglichen Lösung bei. Das Problem wird dadurch vereinfacht, dass nicht alle Zustände gemeinsam in einem einzigen Filter geschätzt werden, sondern verteilt über drei in geeigneter Weise interagierende Filter. Die grundsätzliche Idee besteht darin, die Schätzung von Position und Ausdehnung des Objekts von der Schätzung der übrigen Geschwindigkeits- und Beschleunigungszustände herauszulösen und damit die mehrdeutige Kopplung zwischen diesen Zuständen zu vermeiden.

4.3.1 Grundkonzept und Architektur

Abb. 4.11 zeigt die Architektur und den Signalfluss der effizienten Zustandsschätzung. Sie besteht im Kern aus drei eigenständigen Filtern in der typischen Prädiktor-Korrektor-Struktur. Das Filter zur Schätzung von Geschwindigkeit und Beschleunigung folgt weitestgehend der bekannten Theorie nach Kapitel 3. Die Schätzung der Objektbreite und der lateralen Ablage sowie des longitudinalen Abstands erfolgt hingegen nach einem eigenen Ent-

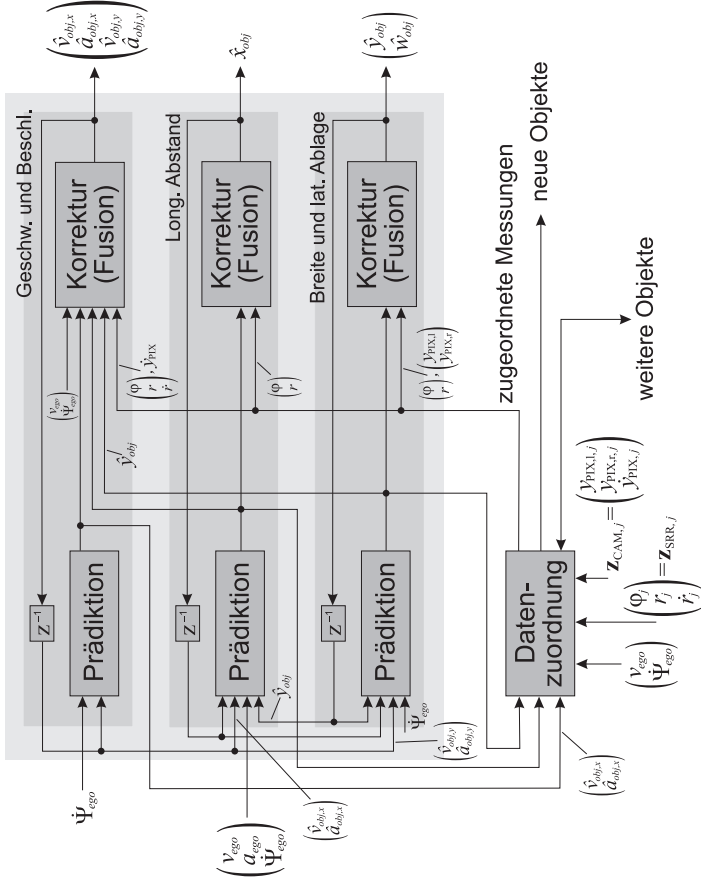


Abb. 4.11: Architektur und Signalfluss der effizienten Zustandsschätzung.

wurfsansatz. Dieser resultiert in einem Kalman Filter, das an eine integrierte, adaptive Datenzuordnung gekoppelt ist. Die Breitenschätzung erfolgt in diesem nichtlinearen Filter explizit und nicht wie beim Partikel-Filter implizit durch Selektion. Die durch den begrenzten Sichtbereich der Kamera hervorgerufene Nichtlinearität wird dabei berücksichtigt. Die Filter sind dort miteinander gekoppelt, wo zur Ausführung eines Prädiktions- oder Korrekturschritts zwingend benötigte Zustände in einem der anderen Filter geschätzt werden. Die aktuellen Schätzwerte und Kovarianzmatrizen dieser externen Zustände werden als unabhängige Eingänge in die betreffenden Filter eingespeist; Kreuzkorrelationen werden dabei vernachlässigt.

Die in Abb. 4.11 ebenfalls dargestellte Datenzuordnung stellt im Fall der Mehrobjektverfolgung das Bindeglied zu weiteren Instanzen des effizienten Zustandsschätzers dar. Für die Positionskomponenten der zuzuordnenden Messungen bietet sich dabei ein *Gate* an, das die rechteckige Ausdehnung der

Objekte berücksichtigt, vgl. Abb. 4.10. Da die Anwesenheit von *Clutter* die Integration aufwändiger Verfahren wie dem JPDA oder dem MHT erfordern würde (siehe Abschnitt 3.4.1), werden im Gegensatz zum Partikel-Filter ausschließlich verifizierte, leicht vorgefilterte Nahbereichsradarmessungen verwendet. Deren zeitliche Korrelationen müssen allerdings vernachlässigt werden. Die drei Filter werden nachfolgend im Detail beschrieben.

4.3.2 Objektgeschwindigkeit und -beschleunigung

Die Systemgleichung des 2D-CA-Modells (3.8) reduziert sich bei ausschließlicher Betrachtung von Geschwindigkeiten und Beschleunigungen in beide Koordinatenachsen gemäß Abb. 3.1 zu

$$\mathbf{x}(k+1) \triangleq \begin{pmatrix} v_{obj,x}(k+1) \\ a_{obj,x}(k+1) \\ v_{obj,y}(k+1) \\ a_{obj,y}(k+1) \end{pmatrix} = \underbrace{\begin{pmatrix} \mathbf{A} & \mathbf{B}(k) \\ -\mathbf{B}(k) & \mathbf{A} \end{pmatrix}}_{=\mathbf{F}(k)} \mathbf{x}(k) + \mathbf{v}(k) \quad (4.12)$$

mit $\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & T_S \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$, $\mathbf{B}(k) = T_S \Psi_{ego}(k) \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$,

wobei $\mathbf{v}(k)$ wie üblich die Realisation des Systemrauschens bezeichnet. Als nächstes sind die Messgleichungen für die Nahbereichsradare und die Kamera herzuleiten.

Mesmodell der Nahbereichsradare

Die Nahbereichsradare messen Abstand, Winkel und relative Radialgeschwindigkeit eines Messpunktes in jeweils sensor-lokalen Polarkoordinaten

$$\mathbf{z}_j = \begin{pmatrix} r_j \\ \varphi_j \\ \dot{r}_j \end{pmatrix}, \quad \mathbf{C}_{NN,j} = \begin{pmatrix} \sigma_{r_j}^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{\varphi_j}^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{\dot{r}_j}^2 \end{pmatrix} \quad (4.13)$$

mit der diagonalen Kovarianzmatrix $\mathbf{C}_{NN,j}$ des additiven mittelwertfreien Gauß'schen Messrauschens. Da die Messpunkte beliebig auf dem Objekt verteilt sein können – vgl. hierzu Abb. 4.10 – besteht zunächst kein eindeutiger expliziter Zusammenhang zwischen einer Messung $\mathbf{z}_j(k)$ und dem Zustand $\mathbf{x}(k)$. Es lässt sich jedoch folgende implizite Messgleichung herleiten, die für

jeden potentiellen Messpunkt gleichermaßen erfüllt ist:

$$h_{\text{SRR}}(\mathbf{x}(k), \mathbf{z}_j^t, k) = \dot{r}_j^t - \cos(\varphi_j^t + \varphi_{\text{SRR}(j)}) \cdot \left[v_{\text{obj},x}(k) - v_{\text{ego}}(k) + \underbrace{\dot{\Psi}_{\text{ego}}(k) \sin(\varphi_j^t + \varphi_{\text{SRR}(j)}) + y_{\text{SRR}(j)}}_{\equiv y^t} \right] - \sin(\varphi_j^t + \varphi_{\text{SRR}(j)}) \cdot \left[\underbrace{v_{\text{obj},y}(k) - \dot{\Psi}_{\text{ego}}(k)}_{\equiv x^t} \cos(\varphi_j^t + \varphi_{\text{SRR}(j)}) + x_{\text{SRR}(j)} \right] = 0. \quad (4.14)$$

Gemäß Abschnitt 3.3.2 bezeichnet \mathbf{z}_j^t dabei die theoretische Messung ohne Messrauschen. $\varphi_{\text{SRR}(j)}$ und $(x_{\text{SRR}(j)}, y_{\text{SRR}(j)})$ bezeichnen die Orientierung und Position des messenden Sensors gemäß Abb. 4.10. Entsprechend bezeichnet (x^t, y^t) die wahre Position der Messung im kartesischen Fahrzeugkoordinatensystem. Gleichung (4.14) wird nun mittels (3.29-3.33) einer impliziten Linearisierung unterworfen. Für eine variable Anzahl unabhängiger Messungen pro Zeitschritt resultiert dies in der Messgleichung

$$\mathbf{z}_{\text{SRR}}^p(k) \triangleq \begin{pmatrix} \vdots \\ z_j^p(k) \\ \vdots \end{pmatrix} = \mathbf{H}_{\text{SRR}}(k) \mathbf{x}(k) + \mathbf{n}_{\text{SRR}}^p(k), \quad (4.15)$$

wobei für die jeweiligen skalaren Pseudomessungen

$$\begin{aligned} z_j^p(k) &= \dot{r}_j + \left[v_{\text{ego}}(k) - \dot{\Psi}_{\text{ego}}(k) \left(r_j \sin(\varphi_j + \varphi_{\text{SRR}(j)}) + y_{\text{SRR}(j)} \right) \right] \cdot \\ &\cos(\varphi_j + \varphi_{\text{SRR}(j)}) + \left[\dot{\Psi}_{\text{ego}}(k) \left(r_j \cos(\varphi_j + \varphi_{\text{SRR}(j)}) + x_{\text{SRR}(j)} \right) \right] \cdot \\ &\sin(\varphi_j + \varphi_{\text{SRR}(j)}) \end{aligned} \quad (4.16)$$

gilt. Die gestapelte Beobachtungsmatrix ergibt sich zu

$$\mathbf{H}_{\text{SRR}}(k) = \begin{pmatrix} \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \cos(\varphi_j + \varphi_{\text{SRR}(j)}) & 0 & \sin(\varphi_j + \varphi_{\text{SRR}(j)}) & 0 & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \end{pmatrix}. \quad (4.17)$$

Die Kovarianzmatrix des zugehörigen Pseudomessrauschens ist durch

$$\mathbf{C}_{\text{NI},\text{SRR}}^p(k) = \text{diag}(\dots, \mathbf{D}_j(k) \mathbf{C}_{\text{NN},j} \mathbf{D}_j^T(k), \dots) \quad (4.18)$$

und

$$\begin{aligned} \mathbf{D}_j(k) &= (0 \ \mathbf{a}_j \ 1) \text{ mit} \\ \mathbf{a}_j &= \left[\hat{v}_{\text{obj},x}(k|k-1) - v_{\text{ego}}(k) + \dot{\Psi}_{\text{ego}}(k) y_{\text{SRR}(j)} \right] \sin(\varphi_j + \varphi_{\text{SRR}(j)}) \\ &\quad - \left[\hat{v}_{\text{obj},y}(k|k-1) - \dot{\Psi}_{\text{ego}}(k) x_{\text{SRR}(j)} \right] \cos(\varphi_j + \varphi_{\text{SRR}(j)}) \end{aligned} \quad (4.19)$$

gegeben.

Mesmodell der Kamera

Ausgangspunkt zur Herleitung eines Mesmodells für die Kamera ist der Zusammenhang (4.4b-4.5) zwischen der horizontalen Pixelkoordinate y_{PIX} und den Koordinaten eines Welpunkts $\mathbf{p}_w = (x_w, y_w, z_w)$. Die zeitliche Änderung des Welpunkts bewirkt eine zeitliche Änderung von y_{PIX} , die wiederum mit der gemessenen horizontalen Pixelgeschwindigkeit \dot{y}_{PIX} korrespondiert. Daraus lässt sich das gesuchte Mesmodell ableiten. Die Ableitung von y_{PIX} nach der lokalen Zeit $\tau = 0$ ergibt sich zu

$$\left[\frac{d y_{\text{PIX}}}{d \tau} \right]_{\tau=0} = - \frac{f}{k_y} \left[\frac{\frac{d y_w}{d \tau} \mathbf{b} + (c_y - y_w) \left(\cos(\beta) \frac{d z_w}{d \tau} - \sin(\beta) \frac{d x_w}{d \tau} \right)}{\mathbf{b}^2} \right]_{\tau=0} \quad (4.20)$$

mit $\mathbf{b} = \sin(\beta)(c_x - z_w) - \cos(\beta)(c_x - x_w) - f$.

In der Umgebung um $\tau \approx 0$ transformieren sich die im ersten Fahrzeugkoordinatensystem definierten Objektzustände gemäß

$$\begin{pmatrix} x_w(\tau) \\ y_w(\tau) \end{pmatrix} = \mathbf{R}_z(-\dot{\Psi}_{\text{ego}} \tau) \begin{pmatrix} x_{\text{obj}} + (v_{\text{obj},x} - v_{\text{ego}}) \tau + \frac{1}{2} (a_{\text{obj},x} - a_{\text{ego}}) \tau^2 \\ y_{\text{obj}} + v_{\text{obj},y} \tau + \frac{1}{2} a_{\text{obj},y} \tau^2 \end{pmatrix}, \quad (4.21)$$

$$z_w(\tau) \equiv 0, \quad \mathbf{R}_z(\alpha) = \begin{pmatrix} \cos(\alpha) & -\sin(\alpha) \\ \sin(\alpha) & \cos(\alpha) \end{pmatrix}$$

in die Koordinaten des im rotierenden Koordinatensystem definierten Welpunkts \mathbf{p}_w , d.h. \mathbf{p}_w wird also repräsentierend für das gesamte Objekt mit der Mitte der zugewandten Objektkante identifiziert. Die unbekannte Höhe z_w spielt wegen $\sin(\beta) \approx 0$ keine entscheidende Rolle und wird zu Null gesetzt. Die Messung der horizontalen Pixelgeschwindigkeit kann nun mit

$$\dot{y}_{\text{PIX}}(k) = \left[\frac{d y_{\text{PIX}}}{d \tau} \right]_{\tau=0} T_{\text{CAM}} + n_{y_{\text{PIX}}}(k) = h_{\text{CAM}}(\mathbf{x}(k), k) + n_{y_{\text{PIX}}}(k) \quad (4.22)$$

angesetzt werden. $n_{\hat{y}_{\text{PIX}}}(k)$ bezeichnet mittelwertfreies Gauß'sches Messrauschen, das neben dem eigentlichen Pixelrauschen auch Quantisierungseffekte und Modellabweichungen umfasst und dessen Varianz $\sigma_{\hat{y}_{\text{PIX}}}^2(k)$ geeignet zu parametrieren ist. Die theoretische Messung ergibt sich durch Einsetzen von (4.20) und (4.21) in (4.22) zu

$$h_{\text{CAM}}(\mathbf{x}(k), k) = -\frac{f T_{\text{CAM}}}{k_y} \left[\frac{(v_{\text{obj},y}(k) - \hat{\Psi}_{\text{ego}}(k) x_{\text{obj}}(k))}{c} + \frac{(c_y - y_{\text{obj}}(k)) \cos(\beta) (v_{\text{obj},x}(k) - v_{\text{ego}}(k) + \hat{\Psi}_{\text{ego}}(k) y_{\text{obj}}(k))}{c^2} \right] + \quad (4.23)$$

$$= h_{\text{CAM}}(\mathbf{x}(k), \mathbf{u}(k), k)$$

$$\text{mit } \mathbf{c} = \sin(\beta) c_z - \cos(\beta) (c_x - x_{\text{obj}}(k)) - f$$

$$\text{und } \mathbf{u}(k) = (x_{\text{obj}}(k) \ y_{\text{obj}}(k))^T.$$

Das nichtlineare Messmodell hängt von den extern geschätzten Objektzuständen $x_{\text{obj}}(k)$ und $y_{\text{obj}}(k)$ ab, die zur eindeutigen Unterscheidung von den internen Zuständen des Filters im Eingangsvektor $\mathbf{u}(k)$ zusammengefasst werden. $\mathbf{u}(k)$ stellt jedoch keinen deterministischen Steuereingang dar, sondern ist mit Unsicherheiten behaftet, deren Einfluss auf das Filter näherungsweise berücksichtigt werden soll. Dazu wird $\mathbf{u}(k)$ als Realisation einer normalverteilten Zufallsvariable $\mathbf{U}(k)$ aufgefasst, deren Mittelwert $\bar{\mathbf{u}}(k)$ und Kovarianzmatrix $\mathbf{C}_{\mathbf{U}\mathbf{U}}(k)$ durch die externen Filter vorgegeben sind:

$$\bar{\mathbf{u}}(k) \approx \hat{\mathbf{u}}(k|k-1) = \begin{pmatrix} \hat{x}_{\text{obj}}(k|k-1) \\ \hat{y}_{\text{obj}}(k|k-1) \end{pmatrix}, \quad (4.24a)$$

$$\mathbf{C}_{\mathbf{U}\mathbf{U}}(k) \approx \begin{pmatrix} \sigma_{x_{\text{obj}}}^2(k|k-1) & 0 \\ 0 & \sigma_{y_{\text{obj}}}^2(k|k-1) \end{pmatrix}. \quad (4.24b)$$

Die prädiizierte Messung $\hat{y}_{\text{PIX}}(k)$ sowie die zusätzlich zu $\sigma_{\hat{y}_{\text{PIX}}}^2(k)$ durch $\mathbf{C}_{\mathbf{U}\mathbf{U}}(k)$ eingespeiste Unsicherheit $\sigma_{h(\mathbf{u})}^2(k)$ wird mit Hilfe der UT berechnet:

$$\begin{pmatrix} \hat{y}_{\text{PIX}}(k) \\ \sigma_{h(\mathbf{u})}^2(k) \end{pmatrix} = \text{UT} \left\{ h_{\text{CAM}}(\hat{\mathbf{x}}(k|k-1), \mathbf{U}(k), k); \bar{\mathbf{u}}(k), \mathbf{C}_{\mathbf{U}\mathbf{U}}(k) \right\}. \quad (4.25)$$

Nachfolgend wird weiterhin die „herkömmliche“ Linearisierung von (4.23) um den prädiizierten internen Zustand $\hat{\mathbf{x}}(k|k-1)$ benötigt. Mit $\mathbf{u}(k) \approx \hat{\mathbf{u}}(k|k-1)$

resultiert diese in

$$\mathbf{H}_{\text{CAM}}(k) = \begin{bmatrix} \frac{\partial h_{\text{CAM}}}{\partial v_{\text{obj},x}} & \frac{\partial h_{\text{CAM}}}{\partial a_{\text{obj},x}} & \frac{\partial h_{\text{CAM}}}{\partial v_{\text{obj},y}} & \frac{\partial h_{\text{CAM}}}{\partial a_{\text{obj},y}} \end{bmatrix} \hat{\mathbf{x}}(k|k-1) \quad (4.26)$$

$$= -\frac{f T_{\text{CAM}}}{k_y} \begin{pmatrix} v_{\text{ego}}(k) - \hat{v}_{\text{obj},x}(k|k-1) + \hat{\Psi}_{\text{ego}}(k) (c_y - 2\hat{v}_{\text{obj},x}(k|k-1)) \\ c^2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & \frac{1}{a} & 0 \end{pmatrix}$$

$$\text{mit } \mathbf{d} = \sin(\beta) c_z - \cos(\beta) (c_x - \hat{x}_{\text{obj}}(k|k-1)) - f.$$

Fusion mittels Extended Information Filter

Mit den Gleichungen (4.15) und (4.22) bzw. (4.25-4.26) liegen die Messmodelle der Sensoren in einer fusionierbaren Form vor. Mehrfache Messungen der Nahbereichsradare werden dabei zu einem gestapelten Vektor aus Pseudomessungen zusammengefasst. Für die Kamera sei vorausgesetzt, dass dem verfolgten Objekt pro Zeitschritt höchstens eine Messung zugeordnet wird. Zur Fusion der Sensoren wird das (*Extended*) *Information Filter* nach Abschnitt 3.5.2 verwendet.

Der Prädiktionsschritt bedarf keiner externen Eingangsgrößen und ergibt sich, wie für lineare Systemgleichungen üblich, zu

$$\hat{\mathbf{x}}(k|k-1) = \mathbf{F}(k) \hat{\mathbf{x}}(k-1|k-1) \quad (4.27a)$$

$$\mathbf{C}_{\mathbf{X}\mathbf{X}}(k|k-1) = \mathbf{F}(k) \mathbf{C}_{\mathbf{X}\mathbf{X}}(k-1|k-1) \mathbf{F}^T(k) + \mathbf{C}_{\mathbf{V}\mathbf{V}}(k-1). \quad (4.27b)$$

Die eigentliche Fusion der Sensordaten vollzieht sich unter Berücksichtigung der Nichtlinearität des Kamera-Messmodells im Korrekturschritt des Filters:

$$\mathbf{C}_{\mathbf{X}\mathbf{X}}^{-1}(k|k) = \mathbf{C}_{\mathbf{X}\mathbf{X}}^{-1}(k|k-1) + \mathbf{H}_{\text{CAM}}^T(k) (\sigma_{\hat{y}_{\text{PIX}}}^2 + \sigma_{h(\mathbf{u})}^2(k))^{-1} \mathbf{H}_{\text{CAM}}(k) \quad (4.28a)$$

$$+ \mathbf{H}_{\text{SRR}}^T(k) \mathbf{C}_{\text{NN,SRR}}^p(k) \mathbf{H}_{\text{SRR}}(k)$$

$$\hat{\mathbf{x}}(k|k) = \mathbf{C}_{\mathbf{X}\mathbf{X}}(k|k) \left[\mathbf{C}_{\mathbf{X}\mathbf{X}}^{-1}(k|k-1) \hat{\mathbf{x}}(k|k-1) \right.$$

$$\left. + \mathbf{H}_{\text{CAM}}^T(k) (\sigma_{\hat{y}_{\text{PIX}}}^2 + \sigma_{h(\mathbf{u})}^2(k))^{-1} \right.$$

$$\left. \left(\hat{y}_{\text{PIX}}(k) - \hat{y}_{\text{PIX}}(k) + \mathbf{H}_{\text{CAM}}(k) \hat{\mathbf{x}}(k|k-1) \right) \right] \quad (4.28b)$$

$$+ \mathbf{H}_{\text{SRR}}^T(k) \mathbf{C}_{\text{NN,SRR}}^p(k) \mathbf{z}_{\text{SRR}}^p(k) \left. \right]$$

4.3.3 Objektbreite und laterale Ablage

Die Systemgleichung dieses Filters setzt sich aus der y_{obj} -Komponente des Bewegungsmodells (3.8) und der Objektbreite w_{obj} zusammen:

$$\begin{aligned} \mathbf{x}(k+1) &\triangleq \begin{pmatrix} y_{obj}(k+1) \\ w_{obj}(k+1) \end{pmatrix} \\ &= \underbrace{\begin{pmatrix} -\dot{\psi}_{ego}(k)T_S & T_S & \frac{1}{2}T_S^2 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}}_{=: \mathbf{B}(k)} \underbrace{\begin{pmatrix} x_{obj}(k) \\ v_{obj,y}(k) \\ a_{obj,y}(k) \end{pmatrix}}_{=: \mathbf{u}(k)} + \mathbf{v}(k). \end{aligned} \quad (4.29)$$

Die Objektbreite erscheint zunächst als ein quasi-konstanter Zustand, der von der lateralen Ablage vollständig entkoppelt ist. In (4.29) bleibt unberücksichtigt, dass sich die Objektbreite durch eine Drehbewegung ebenfalls ändern kann.⁴ Da eine Schätzung des Drehwinkels mit den verfügbaren Sensoren aussichtslos erscheint, wird auf eine genauere Modellierung dieses Effekts in (4.29) verzichtet. In Anbetracht des speziellen Korrekturschritts stellt dies aber keine wesentliche Einschränkung dar. Für den Eingangsvektor $\mathbf{u}(k)$ stehen wiederum nur die externen Schätzwerte zur Verfügung:

$$\bar{\mathbf{u}}(k) \approx \hat{\mathbf{u}}(k|k) = \begin{pmatrix} \hat{x}_{obj}(k|k) \\ \hat{v}_{obj,y}(k|k) \\ \hat{a}_{obj,y}(k|k) \end{pmatrix}, \quad (4.30a)$$

$$\mathbf{C}_{\mathbf{U}\mathbf{U}}(k) \approx \begin{pmatrix} \sigma_{x_{obj}}^2(k|k) & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{v_{obj,y}}^2(k|k) & \sigma_{v_{obj,y},a_{obj,y}}(k|k) \\ 0 & \sigma_{v_{obj,y},a_{obj,y}}(k|k) & \sigma_{a_{obj,y}}^2(k|k) \end{pmatrix}. \quad (4.30b)$$

Zusammen mit der Kovarianzmatrix des Systemrauschens

$$\mathbf{C}_{\mathbf{V}\mathbf{V}}(k) = \begin{pmatrix} \sigma_{y_{obj}}^2 & 0 \\ 0 & \sigma_{w_{obj}}^2 \end{pmatrix} + \mathbf{C}_{\mathbf{A}\mathbf{A}}(k) \quad (4.31)$$

stellt sich der Prädiktionsschritt des Filters damit folgendermaßen dar:

$$\hat{\mathbf{x}}(k|k-1) = \hat{\mathbf{x}}(k-1|k-1) + \mathbf{B}(k-1) \hat{\mathbf{u}}(k-1|k-1) \quad (4.32a)$$

$$\mathbf{C}_{\mathbf{X}\mathbf{X}}(k|k-1) = \mathbf{C}_{\mathbf{X}\mathbf{X}}(k-1|k-1) + \mathbf{C}_{\mathbf{V}\mathbf{V}}(k-1) + \mathbf{B}(k-1) \mathbf{C}_{\mathbf{U}\mathbf{U}}(k-1|k-1) \mathbf{B}^T(k-1). \quad (4.32b)$$

⁴Im Extremfall kann ein rechteckiges Objekt um $\pm 45^\circ$ gedreht erscheinen, d. h. mit einer zugewandten Ecke anstatt einer zugewandten Kante. In derartigen Fällen sei die Ausdehnung des Objekts mit dem kleinsten achsparallelen Rahmen identifiziert, der das Objekt vollständig umschließt (*bounding box*).

Aus noch ersichtlichen Gründen wird das Systemrauschen in (4.31) um einen adaptiven Anteil $\mathbf{C}_{\mathbf{A}\mathbf{A}}(k)$ erhöht. Für den Korrekturschritt des Filters ist es erforderlich, den lateralen Aufenthaltsbereich des Objekts durch dessen Außenkanten zu beschreiben. Dies wird durch die lineare Transformation

$$\mathbf{x}'(k) \triangleq \begin{pmatrix} y_{obj,l}(k) \\ y_{obj,r}(k) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & +\frac{1}{2} \\ 1 & -\frac{1}{2} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} y_{obj}(k) \\ w_{obj}(k) \end{pmatrix} = \mathbf{T} \mathbf{x}(k) \quad (4.33)$$

mit der Transformationsmatrix \mathbf{T} realisiert. Für die Hin- und Rücktransformation zwischen ungestrichelten und gestrichelten Zuständen gilt

$$\hat{\mathbf{x}}' = \mathbf{T} \hat{\mathbf{x}}, \quad \mathbf{C}_{\mathbf{X}'\mathbf{X}'} = \mathbf{T} \mathbf{C}_{\mathbf{X}\mathbf{X}} \mathbf{T}^T, \quad (4.34a)$$

$$\hat{\mathbf{x}} = \mathbf{T}^{-1} \hat{\mathbf{x}}', \quad \mathbf{C}_{\mathbf{X}\mathbf{X}} = \mathbf{T}^{-1} \mathbf{C}_{\mathbf{X}'\mathbf{X}'} (\mathbf{T}^{-1})^T. \quad (4.34b)$$

Projektion der Messungen auf die y -Achse

Alle dem Objekt zugeordneten Messungen werden nun auf die y -Achse projiziert, vgl. Abb. 4.10. Die theoretischen (unverrauschten) Messpunkte der Nahbereichsradare projizieren sich gemäß

$$y_j^t = r_j^t \sin(\varphi_j^t + \varphi_{\text{SRRR}(j)}) + y_{\text{SRRR}(j)} =: g_{\text{SRRR}(j)} \begin{pmatrix} r_j^t \\ \varphi_j^t \end{pmatrix} \quad (4.35)$$

über die vom jeweiligen Sensor abhängige nichtlineare Funktion $g_{\text{SRRR}(j)}$. Dadurch geht der normalverteilte Charakter der Messunsicherheit verloren. Um dennoch eine möglichst gute normalverteilte Approximation zu erhalten, werden Mittelwert und Varianz der „projizierten Messung“ Y_j über die UT berechnet:

$$\begin{pmatrix} \bar{y}_j \\ \sigma_{y_j}^2 \end{pmatrix} = \text{UT} \left\{ g_{\text{SRRR}(j)}(\cdot); \begin{pmatrix} r_j \\ \varphi_j \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} \sigma_{r_j}^2 & 0 \\ 0 & \sigma_{\varphi_j}^2 \end{pmatrix} \right\} \quad (4.36a)$$

$$Y_j \sim \mathcal{N}(y_j^t; \bar{y}_j, \sigma_{y_j}^2) \quad (4.36b)$$

Eine entsprechende Vorschrift lässt sich aus (4.4b-4.5) für die Pixelkoordinaten der linken bzw. rechten Kante einer Kameramessung aufstellen:

$$\begin{aligned} y_{\text{W},j}^t &= c_y - (y_{\text{PIX},j}^t - \frac{640}{2}) \frac{k_y}{f} \left(\sin(\beta) c_x - \cos(\beta) (c_x - x_{\text{W},j}^t) - f \right) \\ &=: g_{\text{CAM}} \begin{pmatrix} y_{\text{PIX},j}^t \\ x_{\text{W},j}^t \end{pmatrix}. \end{aligned} \quad (4.37)$$

Der für die Projektion benötigte Objektabstand wird durch seinen externen Schätzwert ersetzt. Mittelwert und Varianz der projizierten Messung können dann erneut mit Hilfe der UT bestimmt werden:

$$\begin{pmatrix} \bar{y}_j \\ \sigma_{\bar{y}_j}^2 \end{pmatrix} = \text{UT} \left\{ g_{\text{CAM}}(\cdot); \begin{pmatrix} y_{\text{PIX},j} \\ \hat{x}_{\text{obj}} \end{pmatrix}; \begin{pmatrix} \sigma_{y_{\text{PIX},j}}^2 & 0 \\ 0 & \sigma_{x_{\text{obj}}}^2 \end{pmatrix} \right\} \quad (4.38a)$$

$$Y_j \sim \mathcal{N}(y_j^t; \bar{y}_j, \sigma_{\bar{y}_j}^2). \quad (4.38b)$$

Damit resultieren alle Messungen schließlich in normalverteilten Zufallsvariablen Y_j mit Mittelwert \bar{y}_j und Varianz $\sigma_{\bar{y}_j}^2$, die jeweils die y -Koordinate des tatsächlichen Messpunkts beschreiben. Der Korrekturschritt der Filters basiert auf der Menge dieser projizierten Messungen. Mit ihnen wird die Prädiktion $\mathbf{x}'(k|k-1)$ der Außenkanten korrigiert.

Korrektur der Außenkanten

Dem Korrekturschritt liegt die einfache Idee zugrunde, eine Außenkante durch eine (projizierte) Messung zu ersetzen, falls das Objekt dadurch breiter wird. Messpunkte, die innerhalb des gesicherten Intervalls $[y_{\text{obj},t}, y_{\text{obj},r}]$ zu liegen kommen, können hingegen verworfen werden. Sie tragen – gegeben das bis dato gesicherte Intervall – keine Information über die wahren Außenkanten. Exemplarisch für die linke Außenkante lautet die Korrekturvorschrift für den Fall einer einzigen Messung daher⁵

$$y_{\text{obj},t}(k|k) = \begin{cases} y^t(k), & \text{falls } y^t(k) > y_{\text{obj},t}(k|k-1) \\ y_{\text{obj},t}(k|k-1), & \text{sonst} \end{cases}. \quad (4.39)$$

Da sowohl der wahre Messpunkt $y^t(k)$ als auch die linke Außenkante $y_{\text{obj},t}(k|k-1)$ nur als unsichere Schätzwerte zur Verfügung stehen, ist der Korrekturschritt in dieser „deterministischen“ Variante jedoch nicht durchführbar. Es ist daher zu klären, auf welche Weise die unsicheren Messungen $Y_j, j=1, \dots, n$ mit den präzidierten Außenkanten fusioniert werden müssen, um eine möglichst optimale Korrektur zu erhalten. Da keine a priori Annahmen über die Verteilung der Messpunkte auf dem Objekt getroffen werden sollen, wird Optimalität wie folgt definiert: Der Schätzwert der linken (rechten) Außenkante soll höchstens mit einer Irrtumswahrscheinlichkeit von α links (rechts) der wahren Position liegen, d.h. der laterale Aufenthaltsbereich des Objekts soll möglichst nicht überschätzt werden. Wie in Kapitel 5

⁵Zur Korrektur der rechten Außenkante ist lediglich das Größer-Zeichen ($>$) durch ein entsprechendes Kleiner-Zeichen ($<$) zu ersetzen.

noch erläutert wird, würde sonst die Kritikalität ggf. überschätzt, was insbesondere bei schweren CMS-Eingriffen problematisch ist. Macht man das Objekt hingegen gedanklich kleiner als es tatsächlich ist, kann die Kritikalität höchstens abnehmen.

Anstatt eines Punktschätzers [74] bietet sich ein (einseitiger) Intervallschätzer an, dessen Schätzwert dem α -Quantil entspricht. Das Schätzfilter ist also derart zu entwerfen, dass für die linke Außenkante⁶ die Forderung

$$\Pr(\tilde{y}_{\text{obj},t}(k|k) > y_{\text{obj},t}(k)) \stackrel{!}{\leq} \alpha. \quad (4.40)$$

eingehalten wird, wobei $\alpha \approx 0.03$ einen typischen Wert darstellt. $\tilde{y}_{\text{obj},t}(k|k)$ wird nachfolgend als *sicherer* Schätzwert bezeichnet. Wäre die a posteriori Dichte der linken Außenkante bekannt, dann ließe sich der sichere Schätzwert einfach berechnen, indem man in (4.40) das Gleichheitszeichen ansetzt. Die Ermittlung der a posteriori Dichte stellt daher einen direkten Lösungsansatz dar. Um das Problem weiter zu vereinfachen, werden beide Außenkanten unabhängig voneinander betrachtet; die Nebenelemente der Kovarianzmatrix $\mathbf{C}_{\mathbf{x}'\mathbf{x}'}$ aus (4.34a) werden vernachlässigt. Sowohl die a priori Dichte der linken Außenkante als auch die projizierten Messungen Y_j sind allesamt normalverteilt. Aufgrund der Nichtlinearität von (4.39) gilt dies jedoch nicht für die a posteriori Dichte! Wie in Anhang A erläutert wird, approximiert das adaptive Kalman Filter in Alg. 4.3 die gesuchte a posteriori Dichte durch eine geeignete Normalverteilung mit Mittelwert $\hat{y}_{\text{obj},t}(k|k)$ und Kovarianz $\sigma_{\hat{y}_{\text{obj},t}}^2(k|k)$. Die Approximation erfolgt dabei derart, dass sie bezüglich dem sicheren Schätzwert

$$\tilde{y}_{\text{obj},t}(k|k) = \hat{y}_{\text{obj},t}(k|k) - \sqrt{2} \operatorname{erfc}^{-1}(2\alpha) \sigma_{\hat{y}_{\text{obj},t}}(k|k). \quad (4.41)$$

möglichst gut ist.

Adaptives Systemrauschen

Damit der vorgestellte Korrekturschritt zu einer sicheren Schätzung der Außenkanten führt, muss auch der Prädiktionsschritt entsprechend modifiziert werden. Aus der a priori Normalverteilung mit Mittelwert $\hat{y}_{\text{obj},t}(k|k-1)$ und Kovarianz $\sigma_{\hat{y}_{\text{obj},t}}^2(k|k-1)$ muss analog zu (4.41) ein sicherer a priori Schätzwert $\tilde{y}_{\text{obj},t}(k|k-1)$ resultieren. Hierzu ist es notwendig, auch die Unsicherheit des Eingangsvektors in (4.29) im Sinne der Irrtumswahrscheinlichkeit α zu berücksichtigen. Die Varianz der durch $\mathbf{u}(k-1)$ verursachten

⁶Analoge Aussagen gelten nachfolgend auch stets für die rechte Außenkante.

Algorithmus 4.3 Korrektur einer Außenkante mit adaptivem KF

Input: projizierte laterale Messungen $Y_j \triangleq \{\tilde{y}_j, \sigma_{y_j}^2\}$, $j = 0 \dots n$. Y_0 entspricht der linken (rechten) präzidierten Außenkante.

Output: Korrigierte Außenkante $Y_f \triangleq \{\tilde{y}_f, \sigma_{y_f}^2\}$

1: Bestimme die Messung Y_i mit dem größten (kleinsten) sicheren Schätzwert \tilde{y}^* . Setze $\tilde{y}_f := \tilde{y}_i$, $\sigma_{y_f}^2 := \sigma_{y_i}^2$, $\tilde{y}_f := \tilde{y}^*$ und entferne Messung Y_i aus der Menge \mathcal{U} unverarbeiteter Messungen.

2: Fusioniere, solange dies den sicheren Schätzwert verbessert **while** $\mathcal{U} \neq \emptyset$ **do**

2a: Bestimme diejenige Messung $i \in \mathcal{U}$, die bei Fusion mit $\{\tilde{y}_f, \sigma_{y_f}^2\}$ im größten (kleinsten) \tilde{y}^* resultiert durch Überprüfung aller $|\mathcal{U}|$ möglicher Fusionspaare.

2b: Fusion mit skalarem Kalman Filter oder Abbruch

if $\tilde{y}^* > \tilde{y}_f$ (bzw. $\tilde{y}^* < \tilde{y}_f$) **then**

$K := \sigma_{y_f}^2 / (\sigma_{y_f}^2 + \sigma_{y_i}^2)$; {Kalmangewicht}

$\tilde{y}_f := \tilde{y}_f + K(\tilde{y}_i - \tilde{y}_f)$; $\sigma_{y_f}^2 := (1 - K)\sigma_{y_f}^2$; $\tilde{y}_f := \tilde{y}^*$;

$\mathcal{U} := \mathcal{U} \setminus Y_i$;

else

return {Messungen tragen nichts mehr bei}

end if

end while

lateralen Verschiebung ergibt sich gemäß (4.32b) zu

$$\sigma_{\Delta y}^2 = \Psi_{ego}^2 T_S^2 \sigma_{x_{obj}}^2 + T_S^2 \sigma_{v_{obj,y}}^2 + T_S^3 \sigma_{v_{obj,y}} \sigma_{a_{obj,y}} + \frac{1}{4} T_S^4 \sigma_{a_{obj,y}}^2 \quad (4.42)$$

wobei das Zeitargument der Einfachheit halber weggelassen wurde. Das α -Quantil des Prädiktionsfehlers kann damit zu

$$\tilde{\varepsilon}_y = \sqrt{2} \operatorname{erfc}^{-1}(2\alpha) \sigma_{\Delta y} \quad (4.43)$$

berechnet werden. Das Problem wird nun dadurch gelöst, dass das Systemrauschen in (4.31) adaptiv um diejenige Varianz

$$\mathbf{C}_{AA} = \mathbf{T}^{-1} \begin{pmatrix} \sigma_{a,l}^2 & 0 \\ 0 & \sigma_{a,r}^2 \end{pmatrix} (\mathbf{T}^{-1})^T \quad (4.44)$$

erhöht wird, die erforderlich ist, um $\tilde{y}_{obj,i}(k | k-1)$ gegenüber $\tilde{y}_{obj,i}(k-1 | k-1)$ um die Strecke $\tilde{\varepsilon}_y$ nach rechts (bzw. nach innen) zu schieben. Ist keine zusätzliche Verschiebung erforderlich, wird $\sigma_{a,l}^2$ zu Null gesetzt.

Schätzung der Objektbreite

Einen konservativen Schätzwert für die Objektbreite erhalte man trivialerweise aus $\Delta \tilde{y}_{obj}(k | k) = \tilde{y}_{obj,l}(k | k) - \tilde{y}_{obj,r}(k | k)$. Folgende Besonderheiten blieben dabei jedoch unberücksichtigt:

- Die linke Außenkante liegt immer links der rechten Außenkante.
- Selbst Punktziele besitzen eine physikalische Mindestausdehnung.
- Die Breite bleibt üblicherweise konstant.

Der Schätzwert wird daher zu

$$\tilde{w}_{obj}(0 | 0) = w_{min} \quad (4.45a)$$

$$\tilde{w}_{obj}(k | k) = \max \{ \tilde{w}_{obj}(k-1 | k-1), \Delta \tilde{y}_{obj}(k | k) \} \quad (4.45b)$$

erweitert, wobei $w_{min} \approx 0.2$ m die minimale Breite bezeichnet, die einem Objekt stets beigemessen wird. Eine einmal „gesicherte“ Objektbreite wird durch (4.45b) gehalten, auch wenn die Unsicherheit über den lateralen Aufenthaltsbereich wieder zunehmen sollte, z. B. weil sich das Objekt erneut entfernt. Dies ist sinnvoll, da die Schätzung der Objektbreite umso besser gelingt, je näher das Objekt ist.

Je größer die Entfernung $x_{obj}(k)$ des Objekts, desto stärker wirken sich Winkelunsicherheiten auf die Varianzen der projizierten Messungen aus, d. h. die Unsicherheit der Außenkanten steigt mit zunehmender Entfernung des zu vermessenden Objekts an. Dies wiederum führt dazu, dass der Schätzwert $\tilde{w}_{obj}(k | k)$ nur sehr langsam gegen die wahre Breite konvergiert – wobei natürlich vorausgesetzt werden muss, dass entsprechende Messpunkte der Außenkanten in ausreichender Häufigkeit überhaupt vorhanden sind.⁷ Dies ist aber nicht auf einen unzureichenden Schätzerentwurf zurückzuführen, sondern darauf, dass die Eingangsdaten eine genauere Schätzung der Objektbreite nicht gestatten.

Alternativ ließe sich die Breitenschätzung auch als kaskadierter, sequentieller Hypothesentest [119, 5, 53] formulieren: In jeder Stufe i der Kaskade wird getestet, ob die Nullhypothese $\mathcal{H}_0(i) : w_{obj} = i\Delta d$ auf Basis der verfügbaren Messungen signifikant gegenüber der Arbeitshypothese $\mathcal{H}_1(i) : w_{obj} = (i+1)\Delta d$ abgelehnt werden kann, wobei $\Delta d \approx 10$ cm eine ausreichend granulare Diskretisierung der Objektbreite darstellt. Die erste nicht abgelehnte Nullhypothese der Testkaskade bestimmt dann den Schätzwert. Das geforderte Signifikanzniveau erfüllt dabei eine zur Schwelle α äquivalente

⁷ Andernfalls ist die wahre Breite nicht beobachtbar.

Funktion. Auch hier gilt: Bei zu großer Entfernung ist die wahre Breite nicht mit der geforderten Sicherheit gegenüber einem Punktziel diskriminierbar.

4.3.4 Longitudinaler Objektabstand

Aus dem Bewegungsmodell (3.8) folgt für den Objektabstand

$$\begin{aligned} x_{obj}(k+1) &= x_{obj}(k) + (v_{obj,x}(k) - v_{ego}(k) + \dot{\Psi}_{ego}(k) y_{obj}(k)) T_S \\ &\quad + \frac{1}{2}(a_{obj,x}(k) - a_{ego}(k)) T_S^2 + v_{x,obj}(k) \\ &= x_{obj}(k) + \underbrace{\left(T_S \frac{1}{2} T_S^2 \dot{\Psi}_{ego}(k) T_S \right)}_{=: \mathbf{D}(k)} \underbrace{\begin{pmatrix} v_{obj,x}(k) \\ a_{obj,x}(k) \\ y_{obj}(k) \end{pmatrix}}_{=: \mathbf{u}(k)} \\ &\quad - \underbrace{\left(v_{ego}(k) T_S + \frac{1}{2} a_{ego}(k) T_S^2 \right)}_{=: \mathbf{w}(k)} + v_{x,obj}(k). \end{aligned} \quad (4.46)$$

Dabei bezeichnet $w(k)$ den während des letzten Zeitschritts zurückgelegten Weg des Systemfahrzeugs. Der Eingangsvektor $\mathbf{u}(k)$ bezeichnet erneut die Realisation der extern geschätzten Zustände und $v_{x,obj}(k)$ das skalare Systemrauschen mit Varianz $\sigma_{x,obj}^2(k)$. Analog zu (4.24) wird

$$\bar{\mathbf{u}}(k) \approx \hat{\mathbf{u}}(k|k) = \begin{pmatrix} \hat{v}_{obj,x}(k|k) \\ \hat{a}_{obj,x}(k|k) \\ \hat{y}_{obj}(k|k) \end{pmatrix}, \quad (4.47a)$$

$$\mathbf{C}_{\mathbf{u}\mathbf{u}}(k) \approx \begin{pmatrix} \sigma_{v_{obj,x}}^2(k|k) & \sigma_{v_{obj,x}, a_{obj,x}}(k|k) & 0 \\ \sigma_{v_{obj,x}, a_{obj,x}}(k|k) & \sigma_{a_{obj,x}}^2(k|k) & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{y_{obj}}^2(k|k) \end{pmatrix} \quad (4.47b)$$

angesetzt. Da die ersten beiden Komponenten von $\mathbf{u}(k)$ im selben Filter geschätzt werden, können die entsprechenden Kovarianzen in (4.47b) berücksichtigt werden. Der Prädiktionsschritt ergibt sich damit zu:

$$\hat{x}_{obj}(k|k-1) = \hat{x}_{obj}(k-1|k-1) + \mathbf{D}(k-1) \hat{\mathbf{u}}(k-1|k-1) - w(k-1), \quad (4.48a)$$

$$\begin{aligned} \sigma_{x_{obj}}^2(k|k-1) &= \sigma_{x_{obj}}^2(k-1|k-1) + \mathbf{D}(k-1) \mathbf{C}_{\mathbf{u}\mathbf{u}}(k-1|k-1) \mathbf{D}^T(k-1) \\ &\quad + \sigma_{x_{obj}}^2(k-1). \end{aligned} \quad (4.48b)$$

Zur Korrektur des prädierten Abstands werden ausschließlich die zugeordneten Nahbereichsradmessungen herangezogen. In Analogie zum letz-

ten Abschnitt werden die Messungen per UT zunächst auf die x -Achse projiziert und anschließend zur Korrektur des Abstands der zugewandten Objektante verwendet. Mit der Projektionsvorschrift

$$x_j^t = r_j^t \cos(\varphi_j^t + \varphi_{\text{SRR}(j)}) + x_{\text{SRR}(j)} =: g_{\text{SRR}(j)} \left(\begin{pmatrix} r_j^t \\ \varphi_j^t \end{pmatrix} \right) \quad (4.49)$$

ergeben sich die projizierten Messungen X_j zu

$$\begin{pmatrix} \bar{x}_j \\ \sigma_{x_j}^2 \end{pmatrix} = \text{UT} \left\{ g_{\text{SRR}(j)}(\cdot); \begin{pmatrix} r_j \\ \varphi_j \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} \sigma_{r_j}^2 & 0 \\ 0 & \sigma_{\varphi_j}^2 \end{pmatrix} \right\} \quad (4.50a)$$

$$X_j \sim \mathcal{N}(x_j^t; \bar{x}_j, \sigma_{x_j}^2). \quad (4.50b)$$

Die deterministische Korrekturvorschrift

$$x_{obj}(k|k) = \begin{cases} x^t(k), & \text{falls } x^t(k) < x_{obj}(k|k-1) \\ x_{obj}(k|k-1), & \text{sonst} \end{cases} \quad (4.51)$$

wird durch den selben Korrekturschritt ersetzt, wie er bei der Schätzung der Außenkanten zur Anwendung kommt. Der wesentliche Unterschied besteht darin, dass nur eine Objektante, nämlich die nahe, geschätzt wird.

4.4 Simulationsergebnisse

Die Beurteilung beider Verfahren soll zunächst anhand synthetischer Daten erfolgen. Gegenüber realen Messdaten hat dies den Vorteil, dass beliebige Szenarien reproduzierbar und die zu schätzenden Signale bekannt sind. Da gegen ein vollständig bekanntes Modell getestet werden kann, lassen sich konzeptionelle Schwächen eines Schätzers leichter identifizieren. Die Eignung des effizienten Zustandsschätzers für den praktischen Einsatz wird schließlich noch anhand realer Messdaten evaluiert.

Im Fokus des Interesses steht die Verfolgung querender sowie einschleppender Objekte, die noch nicht oder nur teilweise vom Kamerabild erfasst werden. In solchen Situationen bietet die akkurate Schätzung der Objektausdehnung mittels Radarmessungen den größten Mehrwert. Sind beide Objektanten erst einmal im Bild erkannt, ist von den Nahbereichsradaren keine Verbesserung der lateralen Schätzwerte zu erwarten. Im Einzelfall hängt es auch davon ab, wo sich die Reflexionszentren des Objekts befinden. Beliebte Reflexionszentren sind z. B. Radkästen. Bedenkt man den Aufbau von PKW

und LKW, dann hätte man damit schon einen wesentlichen Teil der Ausdehnung erfasst. Erscheint dann noch die vordere Stoßstange im Kamerabild, besteht die Hoffnung, Quergeschwindigkeit, Breite und Position des Hindernisses präzise schätzen zu können. In gefährlichen Kreuzungssituationen kann dies ausschlaggebend sein.

4.4.1 Ergebnisse mit synthetischen Daten

Den synthetisch erzeugten Nahbereichsradarmessungen liegt das Stabmodell aus Abschnitt 4.2.1 zugrunde: Für jeden Sensor werden auf dem für ihn sichtbaren Teil der zugewandten Objektkante gleichverteilt Messpunkte erzeugt. Deren Komponenten r , φ und \dot{r} werden anschließend mit Messrauschen der Varianz $\sigma_r = 0.05$ m, $\sigma_\varphi = 2^\circ$ und $\sigma_{\dot{r}} = 0.15$ m/s beaufschlagt. Die Anzahl der Messungen ist pro Sensor Poisson-verteilt mit im Mittel 8.6 Messungen pro überstrichenem Radiant. Bei einem 2 m breiten Objekt in 10 m Abstand entspricht das ca. 1.7 Messungen. Die Simulation der Kameramessung ist etwas aufwändiger und soll hier nicht im Detail beschrieben werden. Nur bei ausreichender Bewegung der Außenkanten im Bild wird eine entsprechende Messung erzeugt. Die Pixelkoordinaten werden mit einer Mischung aus gleich- und normalverteiltem Pixelrauschen gestört, ebenso die Messung der Pixelgeschwindigkeit. Die Annahmen des Partikel-Filters sind weitestgehend erfüllt.

Es wurden stationäre Folgefahrten, Ein- und Ausschervorgänge sowie Kreuzungssituationen simuliert. Die Ergebnisse sind in Abb. 4.13-4.21 dargestellt. Longitudinale Zustände wurden mit beiden Filtern durchweg gut geschätzt und sind daher nicht abgebildet. Die wahren Zustände sind mit GT (*Ground Truth*), die Ergebnisse des Partikel-Filters mit SIR-PF und die des effizienten Zustandsschätzers mit EOT (*Extended Object Tracker*) abgekürzt. Abb. 4.12 zeigt die entsprechende Simulationsumgebung.

Bei stationären Folgefahrten stehen aufgrund des verschwindenden optischen Flusses lediglich die Messungen der Nahbereichsradare zur Verfügung. Wegen der kleinen Winkel zur Längsachse ist die Quergeschwindigkeit des Vorfahrenden aus den Geschwindigkeitsmessungen der Radare nicht beobachtbar. Erst wenn das Objekt aufgrund seiner Breite oder Nähe zum Systemfahrzeug einen gewissen Winkelbereich überstreicht, kann die Schätzung der Quergeschwindigkeit ohne Berücksichtigung von Positionsdaten überhaupt gelingen. Dies ist eine konzeptionelle Einschränkungen des EOT, die das SIR-PF nicht aufweist. Die Situation lässt sich verbessern, indem man sich das Konzept der *negativen Informationszunutze* macht *“by exploiting (...) the rigorous drawing of conclusions from expected but actually*

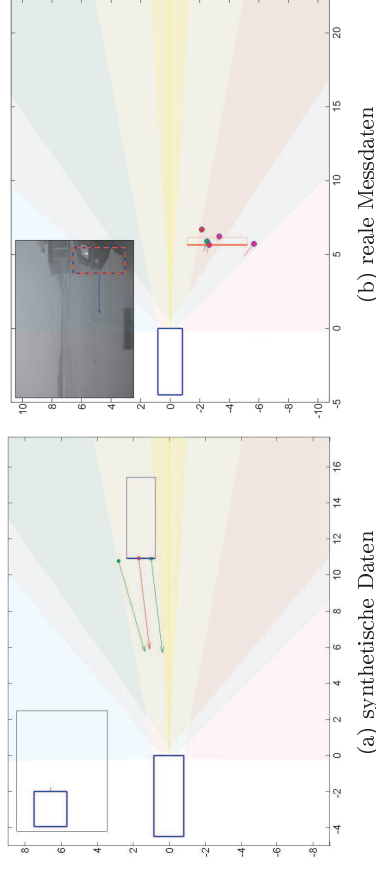


Abb. 4.12: Visualisierung von synthetischen bzw. realen Messdaten. Das linke Bild zeigt die wahre Position eines einsichernden PKW. Im Bild rechts ist die Positionsschätzung des EOT für einen querenden Geländewagen dargestellt, zugeordnete Messungen sind hervorgehoben.

missing sensor measurements. These conclusions aim at an improvement of the position or velocity estimates for the targets currently kept under track” [63]. Hierzu werden bei hinreichender Geradeausfahrt künstliche Kameramessungen erzeugt, falls sich das Objekt im Sichtfeld der Kamera befindet, eine Messung jedoch ausbleibt. Die künstliche Pixelgeschwindigkeit wird zu Null gesetzt, ihre Varianz an die Detektionsschwelle der Kamera angepasst. Die künstlichen Pixelkoordinaten beider Außenkanten werden aus der vermeintlichen Objektmittelpunkt berechnet und ihre Varianzen sehr hoch angesetzt, so dass sie letztlich keinerlei Einfluss auf die Schätzung der Außenkanten nach Abschnitt 4.3.3 haben. Die Quergeschwindigkeit wird somit auch bei stationärer Folgefahrt beobachtbar, was die Genauigkeit des EOT wesentlich erhöht.⁸

Für Nachbarspurobjekte, Einscherer sowie kreuzende Hindernisse hängt die Schätzgenauigkeit beider Filter ohne Messungen der Kamera maßgeblich von der Entfernung und damit der Anzahl der Radarmessungen ab. Je höher die Unsicherheit der lateralen Verschiebung $\sigma_{\Delta y}$ bei der Prädiktion, desto stärker werden beim EOT die Außenkanten nach „innen geklappt“ um einer systematischen Überschätzung der Objektausdehnung entgegenzuwirken. Hauptursache ist gemäß (4.42) eine unsichere Quergeschwindigkeit. Das EOT stützt sich dann auf Radarmessungen, die zum gleichen Zeitpunkt ein-

⁸Eine Rückfrontenerkennung würde dieses Problem ebenfalls weitestgehend lösen.

treffen. Weit auseinander liegende Paare sind dann besonders wertvoll. Je höher die Güte der Quergeschwindigkeit, desto besser gelingt die Auswertung zeitlich separierter Radarmessungen. Sobald Kameramessungen vorhanden sind, lässt sich die Quergeschwindigkeit gut schätzen – auch, wenn nur ein Teil des Objekts im Bild zu sehen ist.

Aus den a posteriori Dichten des Partikel-Filters wurden sichere Schätzwerte der Außenkanten berechnet, eine einmal gesicherte Breite wurde gehalten. Damit sind die Ergebnisse beider Filter direkt miteinander vergleichbar. Bedingt durch die initiale Verteilung beträgt die sichere Breite eines Objekts beim SIR-PF mindestens 42 cm; beim EOT wurde die sichere Breite mit 20 cm initialisiert. Auf der y_{obj} -Achse sind jeweils die beiden sicheren Außenkanten eingezeichnet. Zur besseren Unterscheidbarkeit ist der dazwischen liegende Bereich beim SIR-PF ausgefüllt dargestellt.

Die Ergebnisse zeigen, dass der Entwurf des EOT gelungen ist. Objekte werden zuverlässig verfolgt, ohne deren Ausdehnung systematisch zu überschätzen. Der laterale Aufenthaltsbereich konvergiert – falls die Messungen dies ermöglichen – gegen die wahre Position der Außenkanten. Das SIR-PF liefert erwartungsgemäß zwar bessere Ergebnisse, scheidet aber aus folgenden Gründen für den Praxiseinsatz aus:

- Der Rechenaufwand liegt bei 2000 Partikeln ca. um den Faktor 100 höher.
- Die Initialisierung der quasi-konstanten Breite bedarf besonderer Aufmerksamkeit. Zu jeder möglichen Breite müssen von Beginn an entsprechende Hypothesen vorhanden sein.
- Es wird ein statistisches Modell über die Verteilung der Reflexionspunkte vorausgesetzt, dessen Korrektheit in der Praxis keinesfalls sichergestellt ist. Der EOT ist im Gegensatz dazu verteilungsfrei.
- Das geringe Messrauschen der Kamera kann zur Divergenz des Filters führen.
- Die unbekanntem, systematischen Winkelfehler der Nahbereichsradare können nur durch eine künstliche Erhöhung des Messrauschens berücksichtigt werden.
- Insbesondere in den relevanten Szenarien ist der Mehrwert allenfalls marginal.

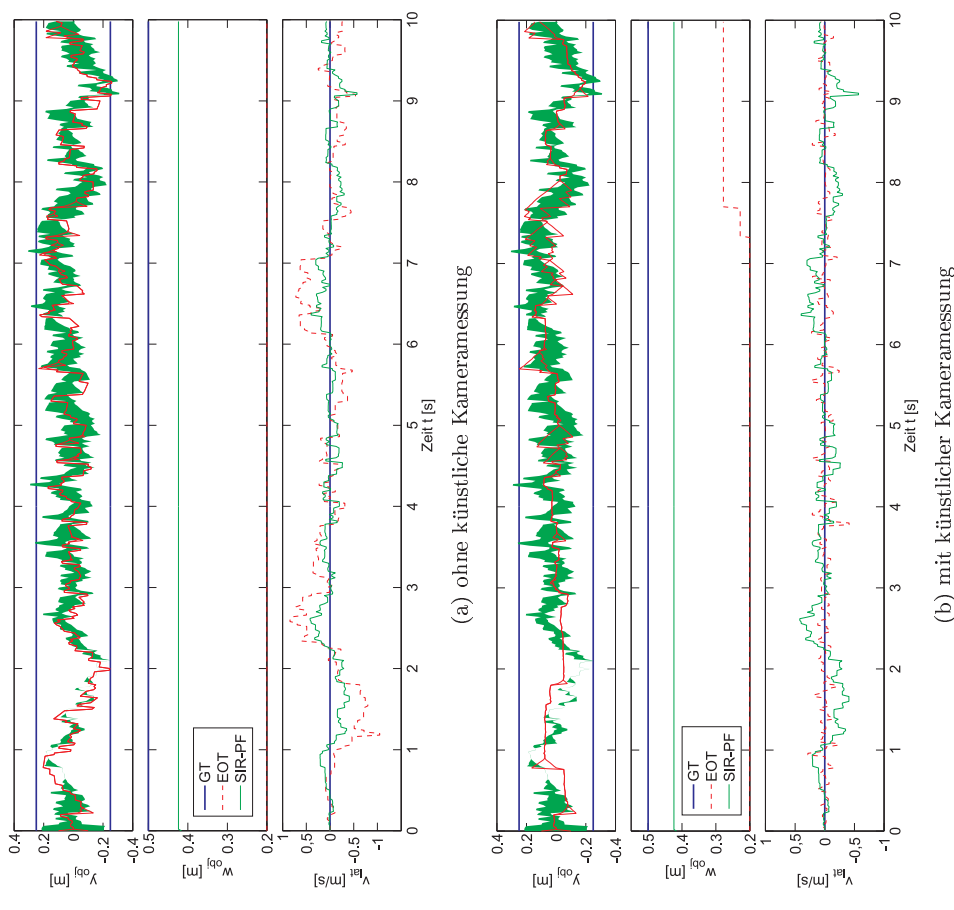


Abb. 4.13: Stationäre Verfolgung eines 50 cm breiten Motorrads im Abstand von 5 m. Keines der Filter ist in der Lage, die jeweilige initiale Objektbreite wesentlich zu erhöhen. Die künstliche Kameramessung des EOT verringert zwar die Fluktuation der Objektlage, letztlich degradiert der EOT aber zum Punktziel-Tracker. Das Objekt kommt mit seiner geringen Breite einem Punktziel aber auch recht nahe. Der sichere Aufenthaltsbereich wird vom SIR-PF etwas besser geschätzt, ist aber selten größer als 15 cm.

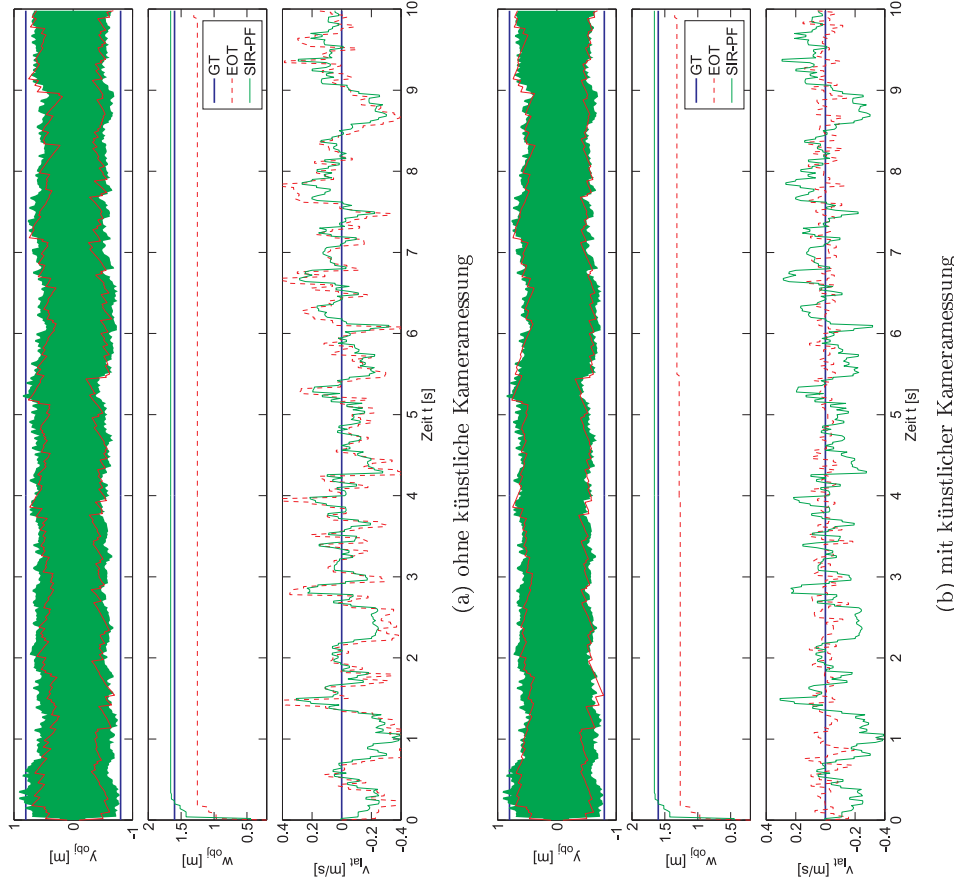


Abb. 4.14: Stationäre Verfolgung eines 1.60 m breiten PKW im Abstand von 5 m. Nach kürzester Zeit erreichen beide Filter eine Breitenschätzung, die sie im weiteren Verlauf kaum noch verbessern können. Das SIR-PF liefert sehr überzeugende Ergebnisse. Der EOT unterschätzt die Objektbreite trotz künstlicher Kameramessung um etwa 30 cm. Der vom SIR-PF geschätzte Aufenthaltsbereich überdeckt sich zu mindestens 75 % mit dem wahren Aufenthaltsbereich, ohne diesen jemals nennenswert zu überschätzen. In (b) liegen EOT und SIR-PF diesbezüglich nahezu gleichauf.

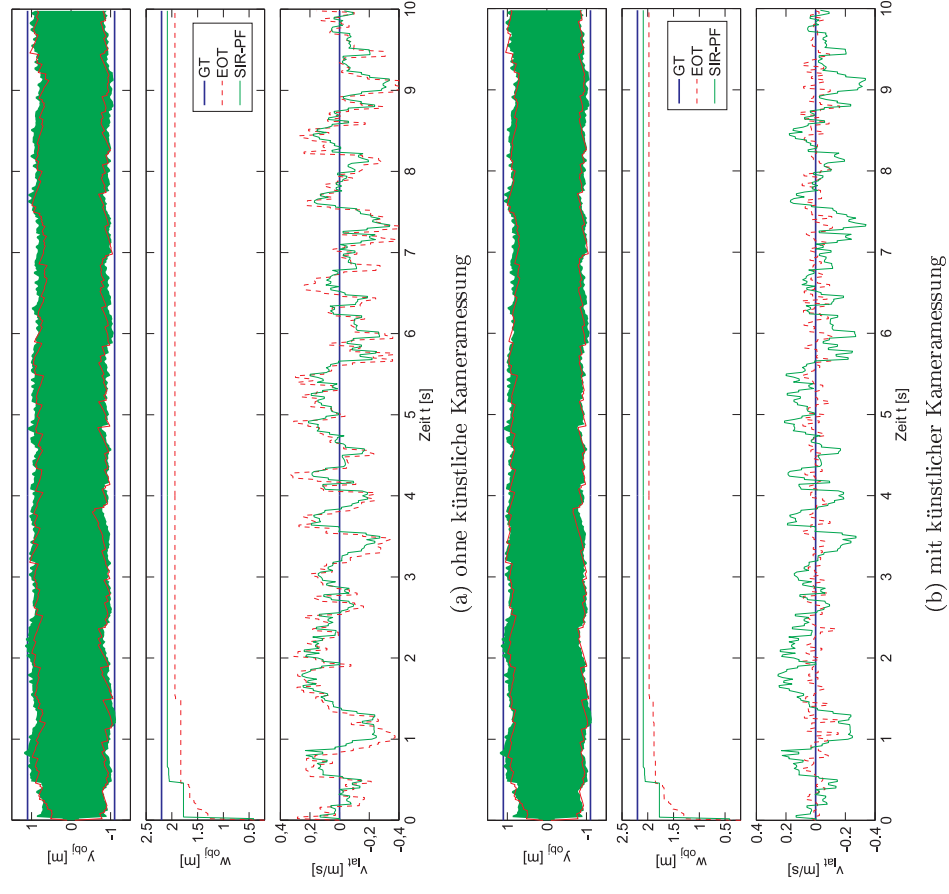
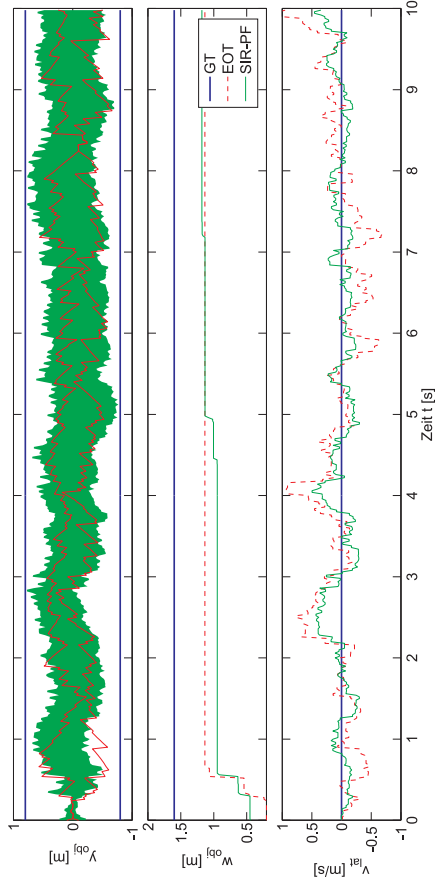
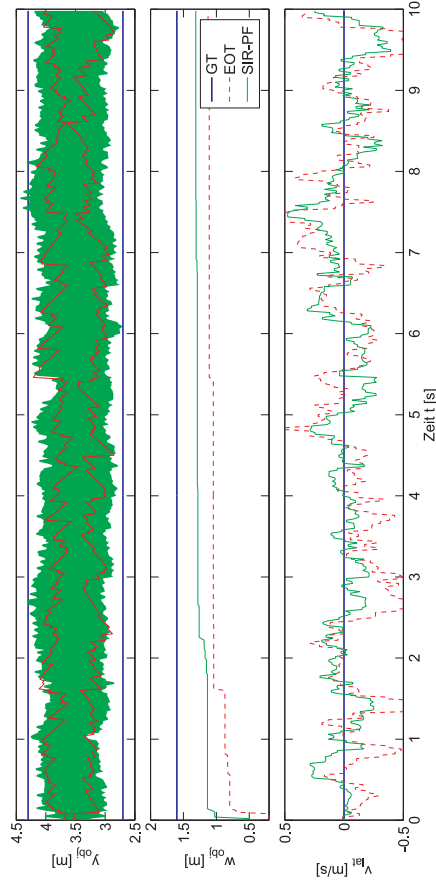


Abb. 4.15: Stationäre Verfolgung eines 2.20 m breiten LKW im Abstand von 5 m. Beide Filter produzieren sehr gute Ergebnisse. Der vom LKW überstrichene Winkelbereich reicht – wie auch schon beim PKW – aus, um die Quergeschwindigkeit alleine auf Basis der Geschwindigkeitsmessungen ähnlich gut zu schätzen wie das SIR-PF. Die künstliche Kameramessung ist daher überflüssig. Das SIR-PF schätzt die Breite schneller und auch etwas genauer.

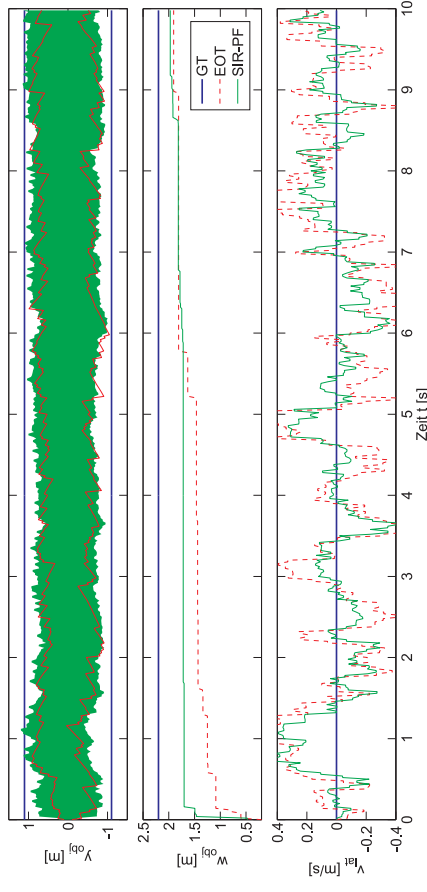


(a) ohne künstliche Kameramessung

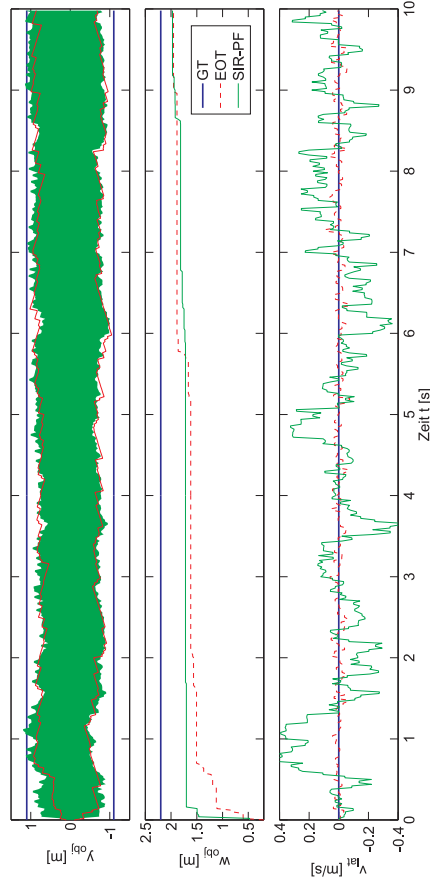


(b) Objekt befindet sich auf der Nachbarspur außerhalb des Sichtbereichs der Kamera

Abb. 4.16: Stationäre Verfolgung eines 1.60 m breiten PKW im Abstand von 10 m. Die Resultate sind deutlich schlechter als bei 5 m Abstand, vgl. Abb. 4.14. Beide Filter unterschätzen die wahre Objektbreite. Da die Geschwindigkeit in beiden Achsenrichtungen gleichmäßiger beobachtbar ist, wird das versetzte Objekt besser verfolgt als das zentral vorausfahrende. In (b) schätzt der EOT die Quergeschwindigkeit dabei besser als in (a), was sich positiv auf die Schätzung der Kanten auswirkt.

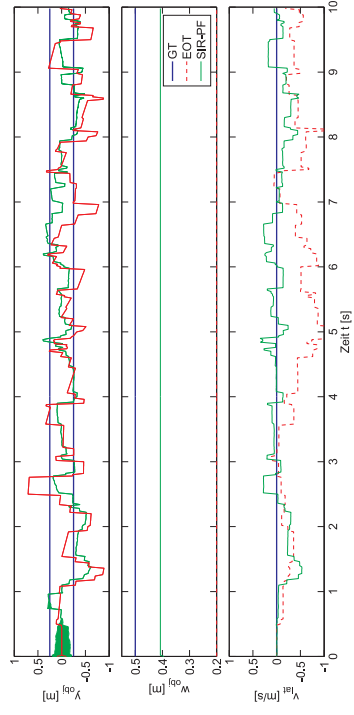


(a) ohne künstliche Kameramessung

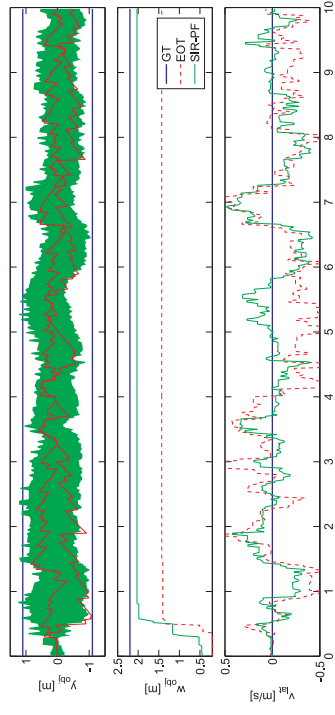


(b) mit künstlicher Kameramessung

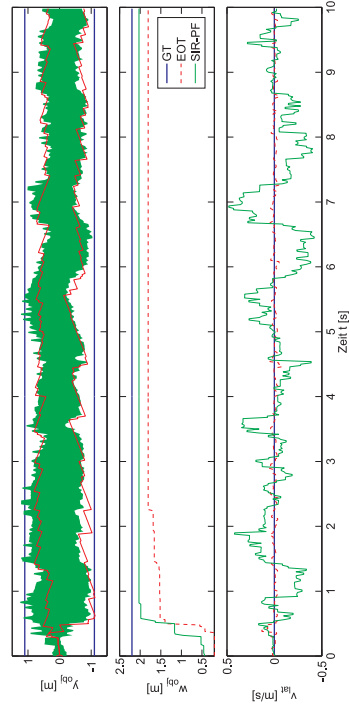
Abb. 4.17: Stationäre Verfolgung eines 2.20 m breiten LKW im Abstand von 10 m. Gegenüber Abb. 4.15 ist eine deutliche Degradation zu erkennen. Die Breitenschätzung erreicht zwar verhältnismäßig gute Werte, benötigt hierfür aber eine wesentlich längere Beobachtungsdauer.



(a) Motorrad, Breite 50 cm, künstliche Kameramessungen bewirken keine Verbesserung. Beide Filter degradieren zum Punktziel-Tracker.

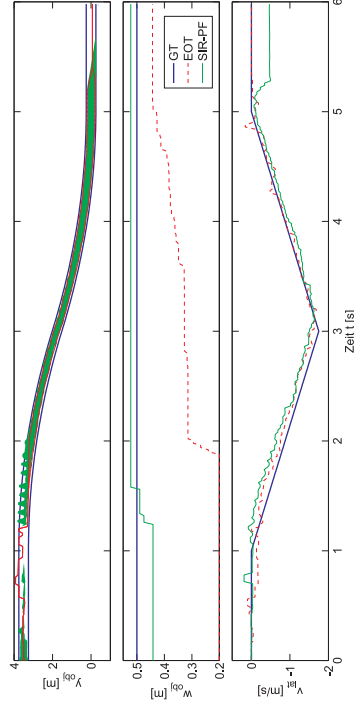


(b) LKW, Breite 2.20 m, ohne künstliche Kameramessung

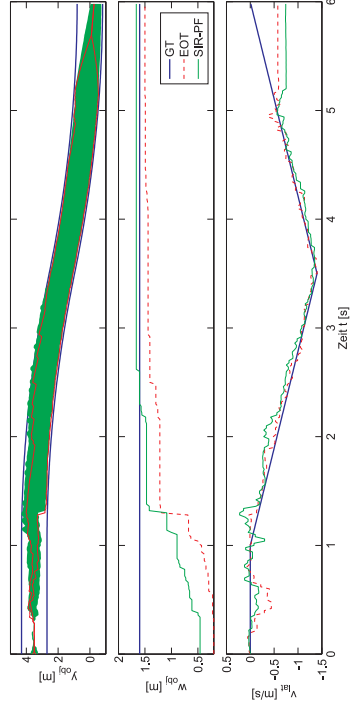


(c) LKW, Breite 2.20 m, mit künstlicher Kameramessung

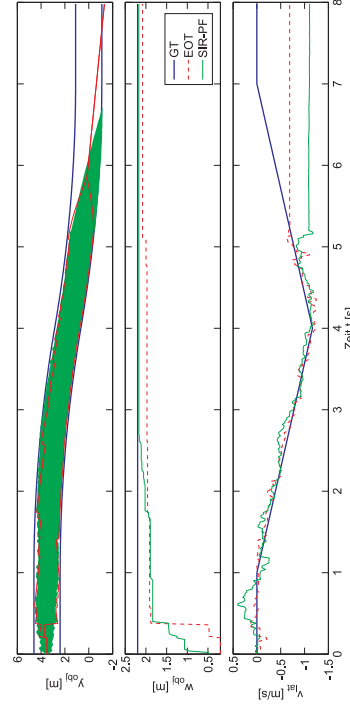
Abb. 4.18: Stationäre Verfolgung im Abstand von 20 m. In (a) scheinen schätztheoretische Schranken erreicht. Im schwierigen Grenzfall (b) zeigt der SIR-PF seine Überlegenheit. Im Fall (c) sind die Ergebnisse vergleichbar.



(a) Motorrad, Breite 50 cm, Spurwechseldauer 4 s



(b) PKW, Breite 1.60 m, Spurwechseldauer 5 s



(c) LKW, Breite 2.20 m, Spurwechseldauer 6 s

Abb. 4.19: Von der Nachbarspur einscherende Objekte. Der longitudinale Abstand beträgt zu Beginn 15 m, die Fahrgeschwindigkeit jeweils 15 m/s. Nach 2 s verzögern die Objekte mit -3 m/s^2 , was zur Kollision und zum Zielverlust führt.

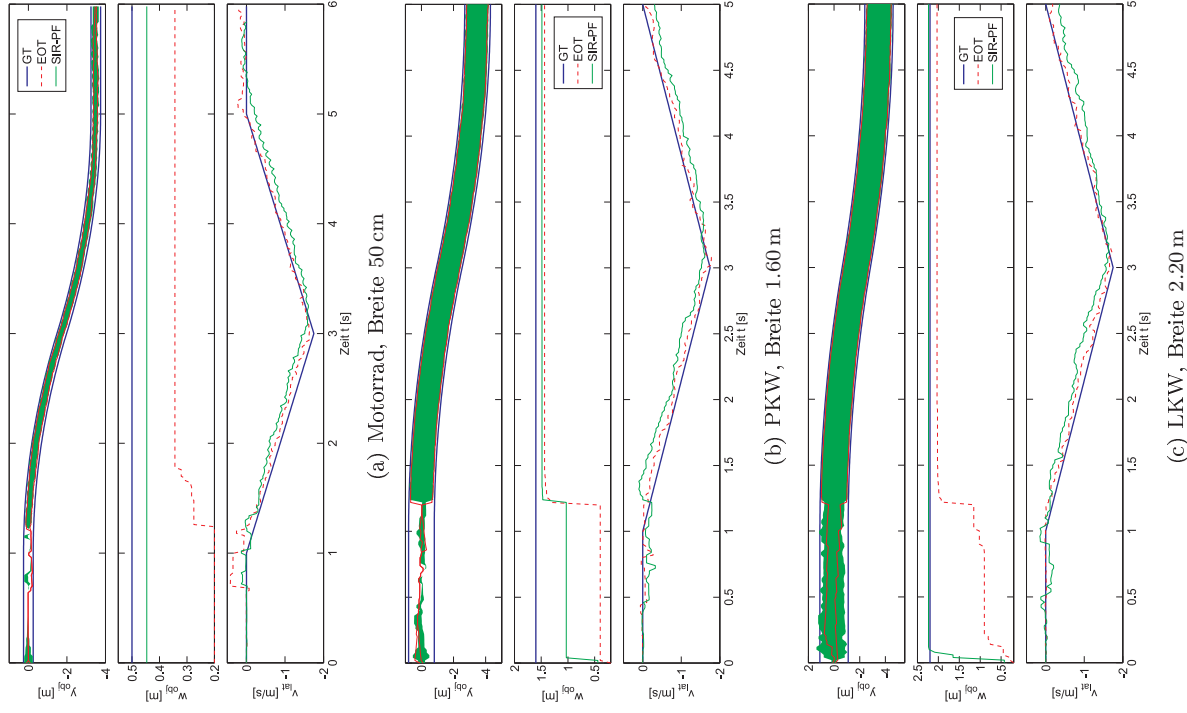
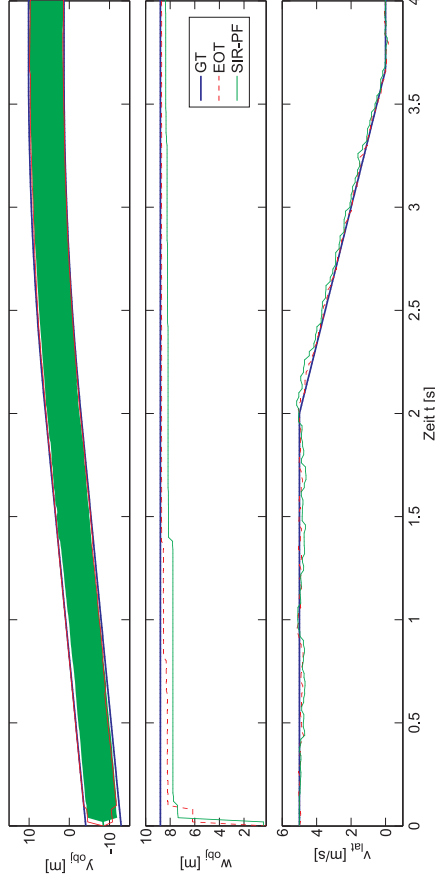
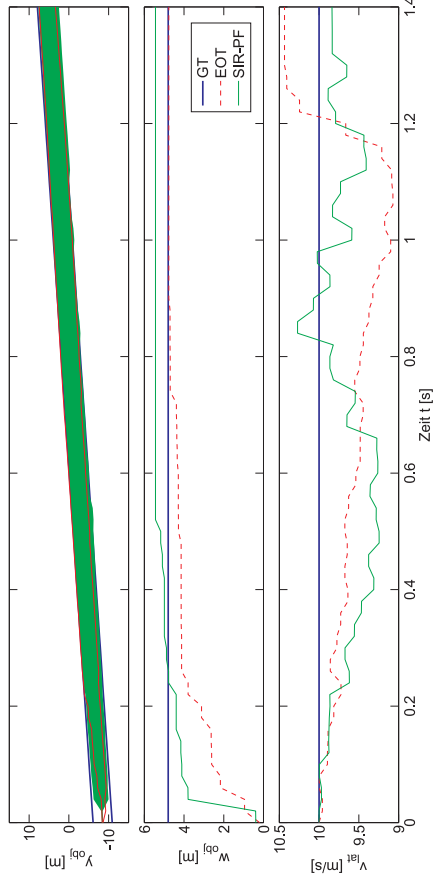


Abb. 4.20: Auf die Nachbarspur ausscherende Objekte im Abstand von 15 m bei identischer Fahrgeschwindigkeit von 15 m/s. Nach 2 s beschleunigen die Objekte mit 2 m/s^2 . Sobald nach 1.3 s Kameramessungen einsetzen, folgt der EOT der Quergeschwindigkeit schneller als das SIR-PF.



(a) LKW, Breite (Fahrzeuglänge) 8.80 m. Der Abstand beträgt zu Beginn 15 m, das Systemfahrzeug bewegt sich mit 3 m/s auf den mit 5 m/s von rechts kommenden LKW zu. Nach 2 s bremst der LKW mit -3 m/s^2 bis in den Stillstand.



(b) PKW, Breite (Fahrzeuglänge) 4.80 m. Der Abstand beträgt zu Beginn 20 m, das Systemfahrzeug fährt mit 15 m/s geradeaus. Der PKW schiebt mit 10 m/s gleichförmig über die Kreuzung und verfehlt das Systemfahrzeug dabei nur knapp.

Abb. 4.21: Verfolgung querender Hindernisse. In (a) können beide Filter dem Objekt gut folgen. Das SIR-PF erreicht nach knapp 1.5 s die korrekte Breite, der EOT bleibt etwas darunter. Der laterale Aufenthaltsbereich wird von keinem der Filter überschätzt. In (b) überschätzt das SIR-PF die Breite jedoch um 70 cm, da es die Quergeschwindigkeit kurzzeitig zu sehr unterschätzt. Dadurch hinkt die rechte Kante ihrer wahren Position hinterher. Der EOT ist zwar etwas langsamer, überschätzt die Breite jedoch zu keinem Zeitpunkt.

4.4.2 Ergebnisse mit realen Messdaten

Die Anwendbarkeit des EOT soll abschließend anhand realer Messdaten evaluiert werden. Im Vergleich zu den synthetischen Daten werden folgende Modifikationen vorgenommen:

- Um die Verwendung von *Clutter* zu unterbinden, werden ausschließlich verifizierte, leicht vorgefilterte Nahbereichsradarmessungen berücksichtigt. Diese Vorfilterung erfolgt bereits auf den Sensoren und betrifft auch die Geschwindigkeitsmessung. Die zeitliche Korrelation dieser „Messungen“ wird vernachlässigt.
- Die Kameradaten werden um 240 ms verzögert, um Synchronität zu den Radardaten herzustellen. Die Systemfahrzeugzustände werden nicht verändert.
- Die systematischen Winkelfehler der Nahbereichsradare führen i. A. zu einer Überschätzung der Objektbreite. Um dies zu verhindern, werden alle dem Objekt zugeordneten Messungen dupliziert und jeweils einer Außenkante fest zugeordnet. Vor ihrer Verwendung im Korrekturschritt werden die Messungen dann um 3° nach innen rotiert.
- Falls eine zugeordnete Kameramessung mit einer echten Außenkante – also keine Kante am Bildrand – vorhanden ist, dann wird diese Außenkante hart zur neuen a posteriori Außenkante. Die a priori Kante sowie projizierte Radarmessungen werden einfach ignoriert.

Die Ergebnisse sind in Abb. 4.22-4.27 dargestellt und dort auch erörtert. Es lässt sich folgendes feststellen:

Die Diversität der verifizierten Radarmessungen ist gegenüber dem synthetischen Modell deutlich reduziert. Reale Reflexionspunkte konzentrieren sich tendenziell an kantigen Strukturen wie z. B. Radkästen sowie an Lotpunkten zu glatten Flächen. Ob eine Schätzung der Objektbreite auf Basis der Nahbereichsradarmessungen gelingt, hängt damit stark vom Einzelfall ab. Da die Messungen nicht unabhängig sind, spielt weniger die Beobachtungsdauer als vielmehr die Oberflächenstruktur eines Objekts die entscheidende Rolle.

Die Kompensation der systematischen Winkelfehler ist zwar erforderlich und auch im Sinne der konservativen Schätzung des EOT gelöst, wirkt sich aber negativ auf die vom Abstand abhängige Beobachtbarkeit der wahren Objektbreite aus. Die geforderte Sicherheit lässt sich in größeren Abständen nur dadurch erreichen, dass tatsächlich systematische Winkelfehler auftreten, die ohne Kompensation zu einer Überschätzung führen würden. An

dieser Stelle bleibt zu hoffen, dass zukünftige Sensorgenerationen geringere Winkelfehler aufweisen.

Dynamische Fahrmanöver resultieren aufgrund von Filtertotzeiten in systematischen Schätzfehlern und können ohne Kameramessung zum Zielverlust führen. Dies betrifft prinzipiell zwar auch die Verfolgung von Punktzielen, ist aufgrund der dortigen Kopplung von Positions- und Geschwindigkeitszuständen aber weniger problematisch.

4.5 Schlussbetrachtungen

In diesem Kapitel wurden zwei Verfahren vorgestellt, mit denen sich ausgedehnte Ziele verfolgen lassen. Die erste Lösung basiert auf einem aktuellen Ansatz mit Partikel-Filtern und ist sehr aufwändig. Daher wurde eine effizientere Lösung auf Basis klassischer Zustandsschätzer ausgearbeitet. Der Entwurf wurde anhand synthetischer Daten verifiziert.

Beispiele zeigen, dass die ausgearbeitete Lösung auch bei realen Messdaten akzeptable Ergebnisse liefert, sofern Kameramessungen vorhanden sind oder Nahbereichsradarmessungen in ausreichender Anzahl erzeugt werden. Die Güte der Schätzung wird durch die Kamera immens erhöht; bei dynamischen Fahrmanövern ist sie unabdingbar. In denjenigen Fällen, in denen weder Kamera- noch ausreichend Radarmessungen vorliegen, empfiehlt sich die Verwendung klassischer Punktziel-Verfahren. Insbesondere im primären Anwendungsszenario, der Verfolgung querender Hindernisse, werden gute Ergebnisse erzielt.

Nichtsdestotrotz gibt es einige Weiterentwicklungsmöglichkeiten. Als Beispiel sei eine intelligentere Datenzuordnung genannt, bei der auch Rohmessungen berücksichtigt würden, die mit hoher Sicherheit vom Objekt stammen. Dies ließe sich z. B. dadurch feststellen, dass die Messungen im sicheren Aufenthaltsbereich liegen. Untersuchenswert wäre auch eine automatische Umschaltung des Objektmodells von Punktziel zu ausgedehntem Ziel.

Nicht betrachtet wurden Objekte variabler Breite, wie z. B. Fußgänger, sowie generell der Mehrobjektfall. Letzterer stellt besondere Anforderungen an die Datenzuordnung und Objektverwaltung. Der Leser denke hierbei an komplexe Gebilde wie sich trennende Personengruppen, zwei nebeneinander fahrende Motorräder oder parkende Fahrzeuge, von denen eines plötzlich losfährt. Diese Untersuchungen bleiben zukünftiger Forschungsarbeit vorbehalten.

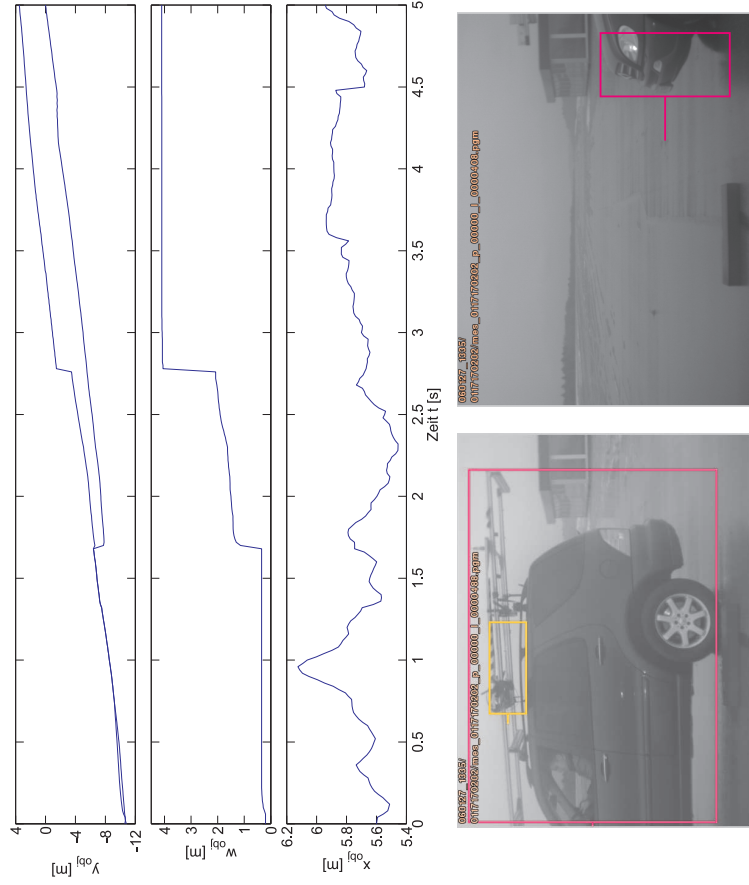


Abb. 4.22: Verfolgung eines mit etwa 10 km/h kreuzenden Geländewagens. Der Abstand beträgt 5.5 – 6.0 m, die Breite (Fahrzeuglänge einschließlich Dachaufbau) knapp 5 m. Nach 2.8 s erscheint der Wagen am rechten Bildrand. Die geschätzte Breite springt daraufhin von 2.10 m auf 4.10 m. Daraus lässt sich folgern, dass zuvor nur der hintere Teil des Fahrzeugs beobachtet wurde. Die Breite verbleibt auf diesem Wert und unterschätzt die wahre Breite damit um 90 cm. Es sind allerdings nie beide Außenkanten gleichzeitig im Kamerabild zu sehen. Der lateralen Bewegung wird plausibel gefolgt.

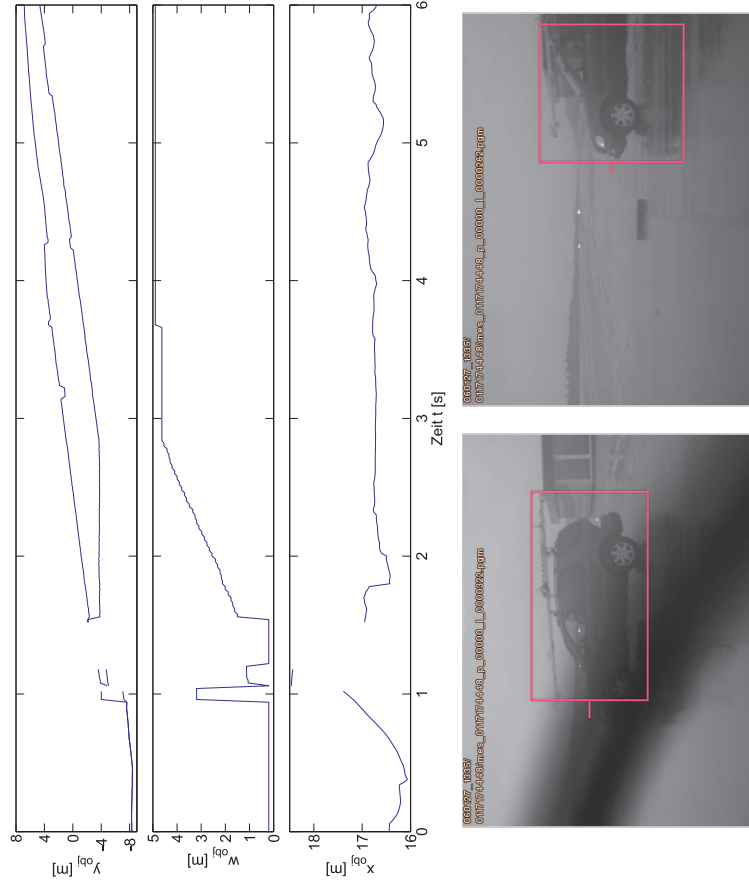


Abb. 4.23: Gezeigt ist die gleiche Szene wie in Abb. 4.22, lediglich der Abstand wurde auf 16.5–17.0 m erhöht. Nach 0.95 s wird das Fahrzeug zum ersten mal im Bild detektiert. Aufgrund ausbleibender Radarmessungen kommt es jedoch zweimal zum Zielverlust, worauf sich der EOT jeweils reinitialisiert. Nach 2.8 s befinden sich beide Außenkanten im Bild und die Breite wird auf 4.63 m geschätzt. Sie liegt damit nur knapp unter ihrem wahren Wert. Der Anstieg auf 4.90 m ist auf eine fehlerhafte Segmentierung zurückzuführen. Fehlerhafte Segmentierungen werden z. B. durch den Scheibenwischer verursacht, wie am Beispiel unten links dargestellt. Sie äußern sich als Ausreißer in den geschätzten Objektanten. Abgesehen davon folgt das Filter der lateralen Bewegung auch in dieser Szene gut.

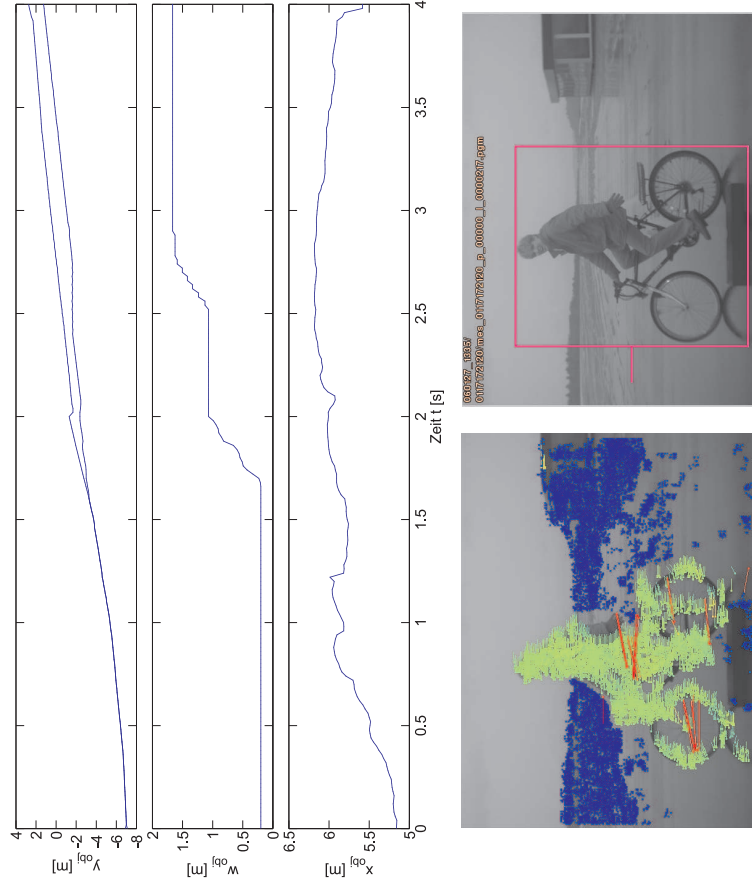


Abb. 4.24: Verfolgung eines langsam querenden Radfahrers. Die Breite des Objekts (Fahrradlänge einschließlich Reifen) beträgt ca. 1.70 m, der Abstand etwa 6 m. Der EOT verfolgt den Radfahrer zunächst nur auf Basis einer einzigen vorgefilterten Radarmessung. Diese fehlende Diversität führt dazu, dass der EOT eine zu hohe Quergeschwindigkeit aufbaut und die geschätzte linke Außenkante ihrer wahren Position vorausleilt. Zu einer Überschätzung der Objektbreite führt dies glücklicherweise nicht. Als die linke Außenkante bei $t = 2$ s im Bild detektiert wird, korrigiert der EOT die Kantenposition aufgrund der vorgenommenen Modifikation. Nach 2.7 s erscheint auch die rechte Außenkante im Bild und die Objektbreite wird akkurat geschätzt. Dem Beispiel lässt sich entnehmen, dass bei fehlender Diversität der Radarmessungen ein Punktziel-Tracker die bessere Alternative darstellt, sofern keine Kameramessungen vorliegen.

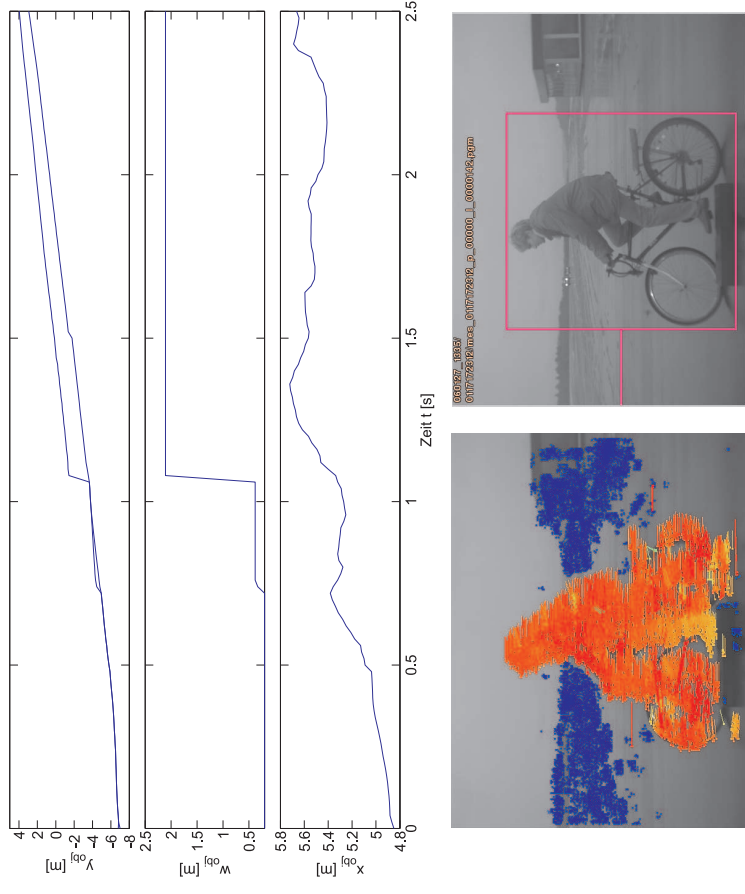


Abb. 4.25: Verfolgung eines schnell querenden Radfahrers. Bezüglich der Radarmessungen gelten dieselben Aussagen wie im Fall des langsamen Radfahrers. Im vorliegenden Beispiel eilt der EOT der wahren Position, jedoch hinterher anstatt voraus. Sobald bei $t = 1.1$ s die linke Außenkante im Kamerabild erscheint, springt die Objektbreite auf 2.10 m und wird damit um knapp 40 cm überschätzt. Der laterale Aufenthaltsbereich wird in der Folge zwar geringfügig schmaler, aber erst bei $t = 1.5$ s auf die wahre Breite von 1.70 m korrigiert, sobald die rechte Außenkante im Bild erscheint. Das Halten der Objektbreite erweist sich als ungünstig und sollte korrigiert werden, sobald beide Außenkanten im Bild sichtbar sind.

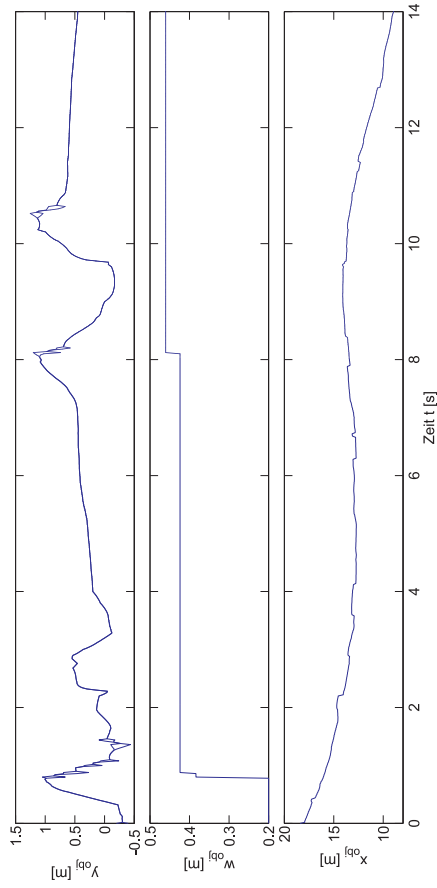


Abb. 4.26: Verfolgung eines vorausfahrenden Geländewagens ohne Verwendung von Kameramessungen. Das Systemfahrzeug nähert sich von knapp 18 m bis auf etwa 9 m an. Der Abstand wird sehr plausibel verfolgt. Die Breite wird hingegen auf lediglich 45 cm geschätzt. Es werden zuerst vier, später nur noch zwei vorgefilterte Radarmessungen generiert. Aufgrund der kaum beobachtbaren Quergeschwindigkeit schwankt die laterale Position recht stark. Während die Radarmessungen bis zu einer Entfernung von 15 m sogar recht weit auseinander liegen, dort jedoch kaum etwas zur Breitenschätzung beitragen, konzentrieren sie sich im entscheidenden Entfernungsbereich an einer Stelle. Daher ist eine größere Objektbreite mit der geforderten Sicherheit schlicht nicht beobachtbar. Dies ist zum Teil auch der Kompensation der systematischen Winkelfehler geschuldet. Das Beispiel in Abb. 4.27 belegt jedoch die Notwendigkeit dieser Modifikation. Dort scheinen einige der Messungen ihren Ursprung an den beiden Radkästen zu haben und werden durch systematische Winkelfehler noch weiter nach außen gedreht.

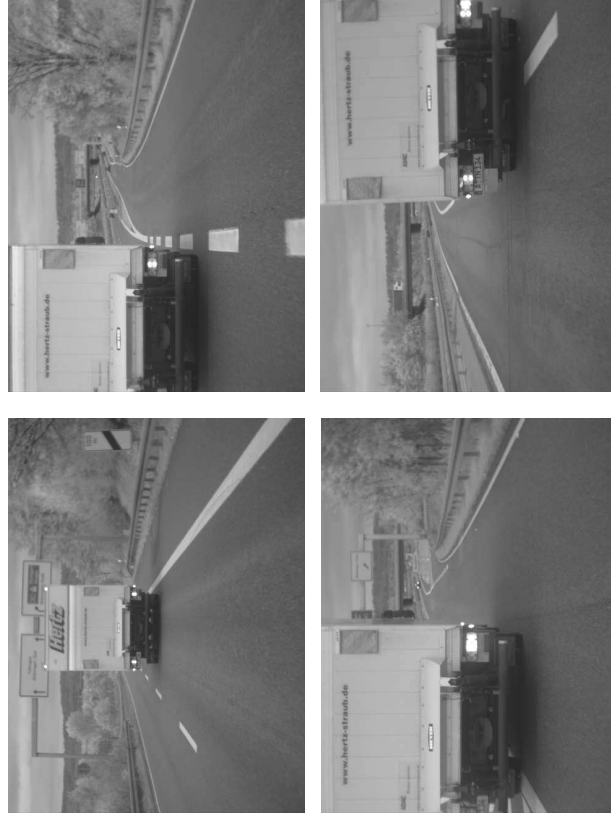
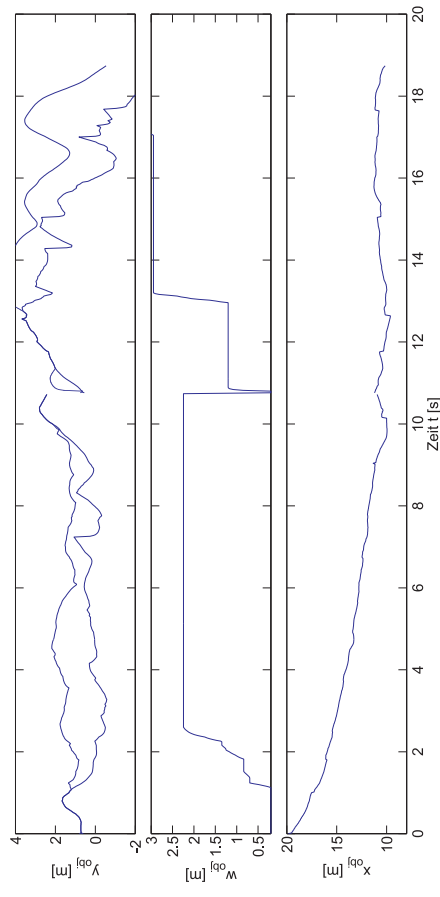


Abb. 4.27: Verfolgung eines LKW ohne Kameramessungen. Nach etwa 2 s werden sechs verifizierte Radarmessungen generiert, deren Anzahl sich auch im weiteren Verlauf zwischen vier und acht bewegt. Dies lässt auf sehr gute Reflexionseigenschaften schließen. Die Breite wird auf 2,24 m geschätzt. Nach ca. 9 s beginnt der LKW zwei dynamische Manöver, denen der EOT nicht folgen kann. Das Filter divergiert.

- Der prädiktive Ansatz impliziert einen linearen Zusammenhang mit der real verstrichenen Zeit: Unter der Annahme, dass sich die Situation ab dem Zeitpunkt t_0 wie prädiziert entwickelt, gilt $\text{TTR}(t) = \text{TTR}(t_0) - (t - t_0)$.
- Reaktionszeitgewinne dienen als wichtige Bewertungsgrundlage bei der Analyse des Systemnutzens.

Grundsätzlich ließe sich die TTR auch zu einem Mehrobjektansatz erweitern, aufgrund der in Abschnitt 2.4 dargelegten Gründe wird dies im Rahmen dieser Arbeit jedoch nicht angestrebt. Doch schon im Einobjektfall ist die exakte Berechnung der TTR leider sehr aufwändig. Bezeichne $\mathbf{u}(t) = (\delta(t) \ \rho(t))$ den Steuereingang des Fahrers, bestehend aus Lenkwinkel $\delta(t)$ und Pedalstellung $\rho(t)$, wobei $\rho(t) < 0$ mit der Stellung des Bremspedals und $\rho(t) > 0$ mit der des Gaspedals korrespondiert. Im Vektor \mathbf{p} seien alle relevanten Parameter wie z.B. Reibungskoeffizienten zusammengefasst. Weiterhin bezeichne $\mathbf{C}_{ego}(t)$ bzw. $\mathbf{C}_{obj}(t)$ die jeweils von Ort, Orientierung und Geometrie abhängigen, von Systemfahrzeug und Objekt eingenommen Bereiche auf der (x,y) -Ebene. Für eine vorgegebene Objektbewegung $\mathbf{x}_{obj}(t)$ entspricht die TTR dann formal dem Ergebnis folgender Optimierung:

$$\text{TTR}(t_0) = \max_{t^*} \forall t \in [t_0, t_0 + T) \ \mathbf{C}_{ego}(\mathbf{x}_{ego}(t)) \cap \mathbf{C}_{obj}(\mathbf{x}_{obj}(t)) = \emptyset \quad (5.1a)$$

unter den Nebenbedingungen

$$\dot{\mathbf{x}}_{ego}(t) = \mathbf{f}_{ego}(\mathbf{x}_{ego}(t), \mathbf{u}(t), \mathbf{p}) \quad (5.1b)$$

$$\mathbf{u}(t) = \mathbf{u}(t_0) \forall t \in [t_0, t^*) \quad (5.1c)$$

$$\mathbf{u}_{min} \leq \mathbf{u}(t) \leq \mathbf{u}_{max} \quad (5.1d)$$

$$\dot{\mathbf{u}}_{min} \leq \dot{\mathbf{u}}(t) \leq \dot{\mathbf{u}}_{max} \quad (5.1e)$$

Darin bezeichnet t^* die vom aktuellen Zeitpunkt t_0 an gerechnete Zeitspanne, in der der Steuereingang des Systemfahrzeugs gemäß Bedingung (5.1c) unverändert bleibt. Die Maximierung von t^* resultiert daher im letztmöglichen Zeitpunkt, zu dem der Fahrer noch ein kollisionsvermeidendes Manöver einleiten kann. Gleichung (5.1b) bezeichnet das zeitkontinuierliche Bewegungsmodell des Systemfahrzeugs im Zustandsraum, die beiden letzten Bedingungen modellieren die physikalischen Beschränkungen des Steuereingangs. Die Konstante T dient in (5.1a) als Prädiktionshorizont der Größenordnung 5s

5

Situationsbewertung in schwach strukturierter Umgebung

Der hier vorgestellte Ansatz motiviert sich aus folgender Fragestellung: Gegeben seien der aktuelle Zustand des Systemfahrzeugs sowie des betrachteten Objekts, ein Verhaltensmodell für die zukünftige Bewegung des Objekts sowie die fahrphysikalischen Randbedingungen des Systemfahrzeugs. Wie viel Zeit verbleibt dem Fahrer des Systemfahrzeugs dann noch, um mit *irgendeinem möglichen* Manöver zu beginnen, welches eine Kollision mit dem Objekt gerade noch verhindert? Diese verbleibende Zeitspanne – Reaktionszeitreserve (*TTR, Time To React*) genannt – besitzt Eigenschaften, aufgrund derer sie als Kritikalitätsmaß für CMS besonders geeignet ist:

- Der Bezug auf die Handlungsmöglichkeiten des Fahrers gewährleistet die Interpretierbarkeit des Kritikalitätsmaßes.
- Die Dringlichkeit einer kollisionsvermeidenden Handlung wird unmittelbar quantifiziert
- Als Zeitmaß ermöglicht die TTR den direkten Vergleich mit anderen Zeitmaßen wie z.B. Reaktions- und Totzeiten.

und ersetzt weniger scharfe Zielerreichungskriterien wie z. B. „bis das Systemfahrzeug am Objekt vorbei ist“.

Durch Verwendung eines linearen Fahrzeugmodells f_{ego} , Approximation der tatsächlichen Geometrien durch Kreisgruppen und Diskretisieren der Zeitvariablen ließe sich (5.1) z. B. als *finite-horizon constraint optimal control* Problem formulieren [11]. Die bekannten Lösungsmethoden für solche Probleme sind jedoch immer noch sehr aufwändig. Um die Reaktionszeitreserve als Kritikalitätsmaß für die Praxis nutzbar zu machen, muss das Problem weiter vereinfacht werden! Dies gilt insbesondere vor dem Hintergrund, dass die TTR für mehrere *potentielle* Objektbewegungen berechnet werden muss.

5.1 Umgebungsrepräsentation

Der erste Schritt zur Vereinfachung des Problems liegt in einer geeigneten Repräsentation der Umgebung. Die folgenden Maßnahmen ermöglichen eine größtenteils algebraische Berechnung der Reaktionszeitreserve:

- Grundannahme zur Berechnung der TTR ist, dass sich das Systemfahrzeug auf seinem aktuellen Fahrradius und unter Beibehaltung seiner aktuellen Beschleunigung bis hin zu einem potentiellen Stillstand vorwärts bewegt. TTR stellt für den Fahrer mithin den letztmöglichen Zeitpunkt dar, um von dieser „linearisierten“ Bewegung aus ein Manöver einzuleiten, das die Kollision mit dem betrachteten Objekt verhindert.
- Die Bewegung des Objekts wird in einem krummlinigen Koordinatensystem definiert, dessen Ursprung mit dem vordersten Punkt des Systemfahrzeuges koinzidiert und das gemäß Abb. 5.1 der präzidierten Fahrlinie (Kreisbogen) des Systemfahrzeugs folgt. Systemfahrzeug und Objekt werden als Rechtecke entlang der gekrümmten Koordinatenachsen modelliert, so dass beide zum Kollisionszeitpunkt aufeinander ausgerichtet wären.
- Die Objektbewegung wird auf CA-Modelle entlang der gekrümmten Koordinatenachsen beschränkt, ein Stillstand wird jedoch als solcher berücksichtigt. Die Berücksichtigung dieser Nichtlinearität erschwert die Berechnung der TTR wesentlich, ist aber erforderlich, um für Objekte des Typs „Fahrzeug“ ein modellhaftes Rückwärtsweiterfahren nach erfolgtem Stillstand zu verhindern.
- Der fahrbare Raum wird als unbegrenzte Ebene vorausgesetzt. Obwohl diese Annahme die Realität stark vereinfacht, machen die in Abschnitt

2.4 genannten Gründe sie notwendig. In speziellen Fällen kann diese Annahme gelockert werden.

Im Vergleich zu flexibleren Ansätzen, die zwar eine mehr oder weniger beliebige Modellierung von Objektbewegungen erlauben, im Gegenzug jedoch die Lösung höhergradiger Gleichungen erfordern oder sogar dynamischer Simulationen bedürfen, basieren die meisten der nachfolgenden Berechnungen auf quadratischen Gleichungen. Darüber hinaus müssten die zusätzlichen Freiheitsgrade eines mächtigeren Bewegungsmodells auch erst einmal festgelegt werden – sei es durch deterministische oder probabilistische Koeffizientenvektoren. In Ermangelung verlässlicher a priori Information über das zukünftige Objektverhalten darf jedoch bezweifelt werden, ob der damit verbundenen Komplexität ein nennenswerter Gewinn an Genauigkeit gegenüber stünde. Der in dieser Arbeit ausgearbeitete Ansatz beruht lediglich auf einer „wahrscheinlichsten“ und einer „bestmöglichen“ Objektbewegung. Ein CA-Modell ist hierfür ausreichend.

Da die Objektverfolgung im kartesischen Koordinatensystem Σ_{ego} erfolgt, müssen die jeweils angenommenen Objektzustände zunächst in das Kreiskoordinatensystem Σ_{rad} transformiert werden. Um die Sinnhaftigkeit dieser Transformation zu gewährleisten, ist eine Einschränkung auf große bis mittlere Radien, entsprechend Geradeausfahrt bis mittleren Kurven, erforderlich. Da unterstützende Bremsengriffe in Situationen, in denen der Fahrer stark lenkt bzw. ausweicht, ohnehin wenig hilfreich sind, stellt dies keine wesentliche Einschränkung dar.

5.2 Algorithmen zur Berechnung von Zeitreserven

Der zweite Schritt zur Vereinfachung des Problems liegt in der Ausnutzung einer Besonderheit des Einobjektfalls: Je später der Fahrer erfolgreich auf eine bevorstehende Kollision reagieren möchte, desto stärker ist er gezwungen, die fahrphysikalischen Beschränkungen des Systemfahrzeugs auszunutzen. Anstatt die TTR gemäß (5.1) über dem Raum aller möglichen Fahrmanöver zu optimieren, reicht es daher aus, sie durch eine kleine Anzahl ausgewählter Manöver, die die verschiedenen fahrphysikalischen Beschränkungen abdecken, zu approximieren. Es bieten sich die folgenden Extremmanöver an:

- Vollbremsung entlang der präzidierten Fahrlinie
- Vollgas geben entlang der präzidierten Fahrlinie

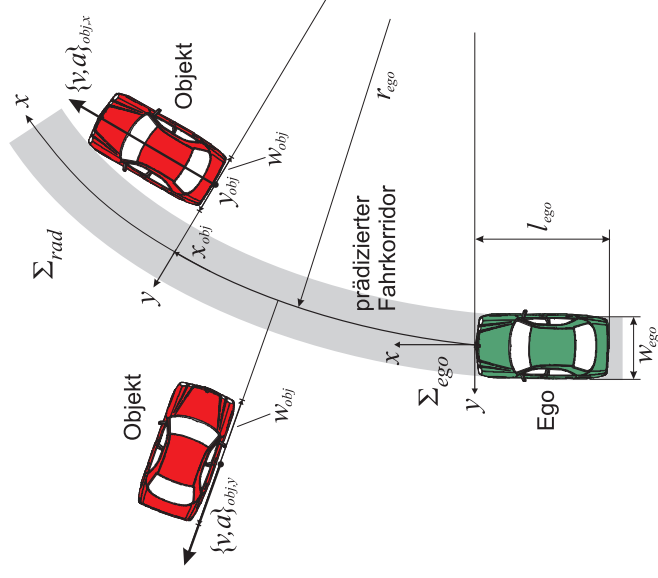


Abb. 5.1: Definition des krummlinigen Koordinatensystem Σ_{rad} durch den aktuellen Fahrerradius r_{ego} des Systemfahrzeugs. Von hinten kommende Objekte sind im Hinblick auf CMS irrelevant und werden nicht betrachtet.

- Ausweichen nach links bzw. rechts auf Kreisbögen mit minimal fahrbarem Radius

Die jeweiligen Zeitreserven werden entsprechend der bisherigen Nomenklatur als Zeitreserve bis zum Bremsen (TTB, *Time To Brake*), Zeitreserve bis zum Beschleunigen (TTK, *Time To Kickdown*) und Zeitreserve bis zum Ausweichen (TTS, *Time To Steer*) bezeichnet, wobei sich Letztere aus dem Maximum der Zeitreserven beider potentieller Ausweichrichtungen ergibt. Die TTR berechnet sich anschließend aus deren Maximum. An dieser Stelle sei nochmals angemerkt, dass die hier betrachteten CMS weder durch Gas geben, noch durch Lenken in das Fahrgeschehen eingreifen. Nichtsdestotrotz hat die Bewertung einer Situation anhand der Möglichkeiten des Fahrers zu erfolgen.

Die algorithmische Berechnung erfolgt durch Lösung mehrerer Unterprobleme wie in Abb. 5.2 skizziert. Zunächst wird das Zeitintervall des lateralen Konflikts [TTE, TTD] berechnet. TTE (*Time To Enter*) und TTD (*Time To Disappear*) bezeichnen die jeweiligen Zeitpunkte, zu denen das Objekt (erstmal) in den Fahrkorridor eintritt bzw. diesen (wieder) verlässt. Daraufhin wird die Kollisionszeitreserve TTC berechnet. Dazu ist es ausreichend, zunächst eine rein longitudinale TTC zu berechnen und anschließend zu prüfen, ob diese im Zeitintervall des lateralen Konflikts liegt. Falls nicht, werden den Systemfahrzeug und Objekt unter den gegebenen Eingangsdaten nicht kollidieren und die Situation wird mittels $TTC = \dots = TTR = \infty$ als unkritisch gewertet. Andernfalls bildet die TTC eine obere Schranke für die TTR, da ein kollisionsvermeidendes Manöver offensichtlich vor der Kollision beginnen muss. Sämtliche Zeitreserven sind somit auf das Intervall [0, TTC) beschränkt, wobei die untere Grenze dem Umstand gleichkommt, dass eine Kollisionsvermeidung nicht mehr möglich ist. Die TTK ist von der TTE abhängig, da das Systemfahrzeug die potentielle Kollisionszone vor Erreichen des Zeitpunkts TTE vollständig passieren muss. Analog hierzu hängt die TTB von der TTD ab, denn das Systemfahrzeug darf frühestens dann am Objekt vorbeifahren, nachdem dieses den Fahrschlauch verlassen hat. Die in Bild 5.2 ebenfalls dargestellte Größe a_{req} wird in Abschnitt 5.3 beschrieben.

Die konkreten Algorithmen werden in den folgenden Abschnitten im Detail dargelegt. Als Eingangsdaten dienen die Bewegungszustände des Systemfahrzeugs, die transformierten Objektzustände, reibwertabhängige Beschleunigungsgrenzen

$$\mathbf{x}_{ego} = (v_{ego} \ a_{ego} \ r_{ego})^T \tag{5.2a}$$

$$\mathbf{x}_{obj} = (x_{obj} \ y_{obj} \ a_{obj} \ v_{lat} \ v_{lat} \ a_{lat} \ l_{obj} \ w_{obj} \ c_{obj})^T \tag{5.2b}$$

$$\mathbf{p} = (a_{min} \ a_{rad})^T \tag{5.2c}$$

sowie weitere bekannte Parameter des Systemfahrzeugs wie dessen Breite w_{ego} und Länge l_{ego} . x_{obj} bezeichnet den longitudinalen Objektabstand entlang der Kreislinie, v_{obj} , a_{obj} , v_{ego} , a_{ego} entsprechend die longitudinalen Geschwindigkeiten und Beschleunigungen von Systemfahrzeug und Objekt. y_{obj} , v_{lat} , a_{lat} kennzeichnen die laterale Objektlage, -geschwindigkeit und -beschleunigung orthogonal zur Kreislinie. l_{obj} und w_{obj} bezeichnen die Ausmaße des Objekts entlang der Koordinatenachsen und der ganzzahlige Zustand c_{obj} kodiert die Klassenzugehörigkeit des Objekts. $a_{min} < 0$ bezeichnet die betragsmaximale Bremsverzögerung, die das Systemfahrzeug unter Berücksichtigung von Reibwert, Straßenneigung und Fahrerradius r_{ego}

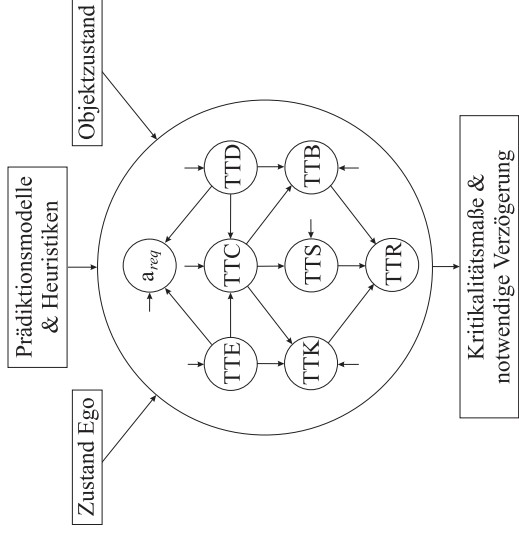


Abb. 5.2: Abhängigkeiten bei der Berechnung der Kritikalitätsmaße

zu leisten vermag, $a_{rad} > 0$ die aus der Haftreibungsgrenze zwischen Reifen und Straße resultierende zulässige Zentripetalbeschleunigung bei stationärer Kreisfahrt.

Alle Größen werden zunächst als exakt vorausgesetzt. Zustände ohne Argument beziehen sich stets auf den aktuellen Zeitpunkt $t_0 := 0$, zu welchem die Situationsbewertung erfolgt. In Maschinenschrift dargestellte Funktionen sind in Anhang B zu finden.

5.2.1 Zeitintervall des lateralen Konflikts

Da die Längsbewegung des Objekts entlang der prädiagnostizierten Fahrlinie des Systemfahrzeugs definiert ist, entsprechen die Intervallgrenzen [TTE, TTD] den Zeitpunkten, zu denen die Außenkanten des Objekts aufgrund dessen lateraler Bewegung den Fahrerschlauchrand $y = \pm w_{ego}/2$ passieren. Dies erfordert lediglich die Lösung quadratischer Gleichungen. Bei quer zur prädiagnostizierten Fahrlinie orientierten Fahrzeugen sind Haltepunkte zu berücksichtigen. Die Orientierung lässt sich z. B. über die Objektbreite oder die laterale Geschwindigkeit plausibilisieren. Die Berechnung der Intervallgrenzen ist in Alg. 5.1 und 5.2 skizziert.

Algorithmus 5.1 Eintrittszeitpunkt des Objekts (TTE)

Input: $y_{obj}, v_{lat}, a_{lat}; w_{ego}, w_{obj}, b_{stop}$

Output: Berechnet die $TTE \in [0, \infty)$ des Objekts. b_{stop} gibt an, ob Extrema in der lateralen Bewegung als Haltepunkte interpretiert werden sollen.

```

 $y_{obj,r} := y_{obj} - \frac{w_{obj}}{2}; y_{obj,l} := y_{obj} + \frac{w_{obj}}{2};$ 
if  $y_{obj,r} > \frac{w_{ego}}{2}$  then
  {Rechte Objektkante ist links vom Fahrerschlauch}
   $TTE := \text{TimeToLineCrossing}(a_{lat}, v_{lat}, y_{obj,r} - \frac{w_{ego}}{2}, b_{stop});$ 
else if  $y_{obj,l} < -\frac{w_{ego}}{2}$  then
  {Linke Objektkante ist rechts vom Fahrerschlauch}
   $TTE := \text{TimeToLineCrossing}(a_{lat}, v_{lat}, y_{obj,l} + \frac{w_{ego}}{2}, b_{stop});$ 
else
  {Objekt befindet sich schon innerhalb des Fahrerschlauchs}
   $TTE := 0;$ 
end if

```

Algorithmus 5.2 Austrittszeitpunkt des Objekts (TTD)

Input: $y_{obj}, v_{lat}, a_{lat}; w_{ego}, w_{obj}, b_{stop}, TTE$

Output: Berechnet die $TTD \in (TTE, \infty)$ des Objekts. Der Fahrerschlauch wird gegenüber der TTE-Berechnung geringfügig verbreitert um auch ein echtes Intervall zu erhalten, falls Objektkante und Fahrerschlauchgrenze zusammenfallen.

```

 $\epsilon_{num} := 0.01;$ 
if  $TTE < \infty$  then
  {Zunächst in den Zeitpunkt TTE hinein versetzen ...}
   $v_{lat} := v_{lat} + a_{lat} TTE;$ 
   $y_{obj} := \text{ValueQuadratic}(a_{lat}, v_{lat}, y_{obj}, TTE);$ 
   $y_{obj,r} := y_{obj} - \frac{w_{obj}}{2}; y_{obj,l} := y_{obj} + \frac{w_{obj}}{2};$ 
  {... und von dort aus die Zeitpunkte berechnen, zu denen das Objekt den Fahrerschlauch nach links ...}
   $t_1 := \text{TimeToLineCrossing}(a_{lat}, v_{lat}, y_{obj,r} - (\frac{w_{ego}}{2} + \epsilon_{num}), b_{stop});$ 
  {... bzw. nach rechts verlässt}
   $t_2 := \text{TimeToLineCrossing}(a_{lat}, v_{lat}, y_{obj,l} + (\frac{w_{ego}}{2} + \epsilon_{num}), b_{stop});$ 
  {Nur der frühere der beiden Zeitpunkte ist relevant}
   $TTD := TTE + \min\{t_1, t_2\};$ 
else
  {Objekt verbleibt stets außerhalb des Fahrerschlauchs}
   $TTD := \infty;$ 
end if

```

5.2.2 Kollisionszeitreserve

Die longitudinale Bewegung des Objekts ist gegeben durch

$$x_{obj}(t) = \begin{cases} \frac{1}{2} a_{obj}(0) t^2 + v_{obj}(0) t + x_{obj}(0), & 0 \leq t \leq t_{S,obj} \\ x_{obj}(t_{S,obj}) \equiv x_{obj}(0) - \frac{v_{obj}(0)^2}{2 a_{obj}(0)}, & t > t_{S,obj} \end{cases} \quad (5.3a)$$

$$t_{S,obj} = \begin{cases} -\frac{v_{obj}(0)}{a_{obj}(0)}, & a_{obj}(0) \neq 0 \wedge \text{sgn}(a_{obj}(0)) \neq \text{sgn}(v_{obj}(0)) \\ \infty, & \text{sonst (kein Haltepunkt)} \end{cases} \quad (5.3b)$$

wobei $t_{S,obj}$ den Zeitpunkt bezeichnet, zu dem die quadratische Bewegung ihren Scheitelpunkt erreicht und ab dem das Objekt in longitudinaler Richtung stehen bleibt. Analog gilt für die Bewegung des Systemfahrzeugs:

$$x_{ego}(t) = \begin{cases} \frac{1}{2} a_{ego}(0) t^2 + v_{ego}(0) t, & 0 \leq t \leq t_{S,ego} \\ x_{ego}(t_{S,ego}) \equiv -\frac{v_{ego}(0)^2}{2 a_{ego}(0)}, & t > t_{S,ego} \end{cases} \quad (5.4a)$$

$$t_{S,ego} = \begin{cases} -\frac{v_{ego}(0)}{a_{ego}(0)}, & a_{ego}(0) < 0 \wedge v_{ego}(0) > 0 \\ \infty, & \text{sonst (kein Haltepunkt)} \end{cases} \quad (5.4b)$$

Bei einer rein eindimensionalen Betrachtung entspräche die TTC dem ersten positiven Schnittpunkt beider Zeitfunktionen. Berücksichtigt man jedoch beide Koordinatenachsen, so errechnet sich die TTC gemäß Alg. 5.3 aus dem kleinsten gemeinsamen Element von longitudinalem und lateralem Schnittintervall.

5.2.3 Zeitreserve bis zum Bremsen

Unter der Voraussetzung, dass eine $\text{TTC} < \infty$ existiert, resultiert der „Umschaltzeitpunkt“ TTB aus der Forderung, die Bewegung (5.4) des Systemfahrzeugs mittels einer zum Zeitpunkt TTB eingeleiteten Vollbremsung der Verzögerung a_{min} derart abzuändern, dass die Kollision mit dem Objekt gerade verhindert wird. Einschließlich des sich an die Vollbremsung anschließenden Stillstands ergibt sich die von TTB abhängige Bewegung des Systemfahrzeugs zu

$$x_{ego,B}(t) = \begin{cases} x_{ego}(t), & \\ x_B(t), & 0 \leq t \leq \overset{\uparrow}{\text{TTB}} \leq t_{S,ego} \\ x_B(t_{S,B}) \equiv x_B(0) - \frac{\dot{x}_B(0)^2}{2 a_{min}}, & \text{TTB} < t \leq t_{S,B} \\ & t > t_{S,B} \end{cases} \quad (5.5a)$$

Algorithmus 5.3 Kollisionszeitreserve (TTC)

Input: $v_{ego}, a_{ego}, x_{obj}, v_{obj}, a_{obj}; l_{ego}, l_{obj}; \text{TTE}, \text{TTD}$

Output: Berechnet die $\text{TTC} \in [\text{TTE}, \text{TTD}] \cup \{\infty\}$ zwischen Systemfahrzeug und Objekt. $\text{TTC} = \infty$ korrespondiert mit dem Ereignis, dass keine Kollision stattfindet.

1: Berechnung der longitudinalen Überdeckung

```

if  $(x_{obj} \leq 0) \wedge ((x_{obj} + l_{ego} + l_{obj}) \geq 0)$  then
     $t_1 := 0$  {Objekt befindet sich schon in long. Überdeckung}
else
     $t_1 := \text{PositiveIntersectionQuadraticStop}(v_{ego}, a_{ego}, x_{obj},$ 
         $v_{obj}, a_{obj});$  {Schnitt Vorderkante mit zugewandter Objekt.k.}
end if
 $t_2 := \text{PositiveIntersectionQuadraticStop}(v_{ego}, a_{ego}, x_{obj} + l_{ego}$ 
     $+ l_{obj}, v_{obj}, a_{obj});$  {Schnitt Hinterk. mit abgewandter Objekt.k.}
2: Longitudinales Intervall  $[t_1, t_2]$  mit  $[\text{TTE}, \text{TTD}]$  schneiden
if  $(\text{TTD} < t_1) \vee (\text{TTE} > t_2)$  then
     $\text{TTC} := \infty;$  {Es existiert keine zeitliche Überdeckung}
else
     $\text{TTC} := \max\{t_1, \text{TTE}\};$  {Zeitpunkt der ersten Überdeckung}
end if

```

$$x_B(t) = \frac{1}{2} a_{min} (t - \text{TTB})^2 + v_{ego}(\text{TTB}) (t - \text{TTB}) + x_{ego}(\text{TTB}) \quad (5.5b)$$

$$v_{ego}(\text{TTB}) = \dot{x}_B(\text{TTB}) = a_{ego}(0) \text{TTB} + v_{ego}(0)$$

$$x_{ego}(\text{TTB}) = x_B(\text{TTB}) = \frac{1}{2} a_{ego}(0) \text{TTB}^2 + v_{ego}(0) \text{TTB}$$

$$t_{S,B} = \text{TTB} - \frac{a_{ego}(0) \text{TTB} + v_{ego}(0)}{a_{min}}$$

$$x_B(0) = \frac{a_{min} - a_{ego}(0)}{2} \text{TTB}^2 \quad (5.5c)$$

$$\dot{x}_B(0) = (a_{ego}(0) - a_{min}) \text{TTB} + v_{ego}(0).$$

Vernachlässigt man zunächst die Möglichkeit, dass das Objekt den prädierten Fahrtschlauch zu einem Zeitpunkt $\text{TTD} < \infty$ verlassen kann, dann berechnet sich TTB aus folgender Bedingung:

$$x_{ego,B}(\text{TTT}) \stackrel{\uparrow}{=} x_{obj}(\text{TTT}) \quad (5.6a)$$

$$\dot{x}_{ego,B}(\text{TTT}) \stackrel{\uparrow}{=} \dot{x}_{obj}(\text{TTT}) \quad (5.6b)$$

Darin bezeichnet $TTT > TTB$ den Zeitpunkt der minimalen Annäherung zwischen Systemfahrzeug und Objekt (*Time To Touch*). Gemäß Bedingung (5.6b) ist die TTB also derart zu bestimmen, dass die Relativgeschwindigkeit im Zeitpunkt TTT zu Null wird, d. h. die longitudinalen Trajektorien müssen sich im mathematischen Sinne berühren. Forderung (5.6b) muss nachträglich fallen gelassen werden, falls das Objekt den Fahrschlauch zu einem Zeitpunkt $TTD < TTT$ verlässt. Dies würde nämlich bedeuten, dass das Objekt schon „aus dem Weg ist“ bevor die in (5.6) geforderte Berührung überhaupt stattgefunden hat. In solchen Situationen ist ein späterer Umschaltzeitpunkt ausreichend, der so gewählt werden muss, dass das Systemfahrzeug die Koordinate x_{obj} (TTD) genau zum Zeitpunkt TTD passiert. Die Geschwindigkeit, mit der das Systemfahrzeug dann am Objekt vorbei fährt, spielt jedoch keine Rolle. Das entsprechende TTB berechnet sich aus der Forderung (5.6a) mit $TTT \equiv TTD$. Existiert kein $0 < TTB < TTC$, dann kann die Kollision mit dem Objekt durch Bremsen nicht mehr verhindert werden und TTB wird seiner physikalischen Interpretation entsprechend zu Null gesetzt.

Aufgrund der stückweise definierten Bewegungsabschnitte führt die algebraische Lösung von (5.6) auf viele Fallunterscheidungen und gestaltet sich erstaunlich aufwändig. Eine numerisch robuste Implementierung erfordert darüber hinaus die gesonderte Betrachtung aller degenerierten Fälle, was die Anzahl an Fallunterscheidungen nochmals beträchtlich erhöht. Degenerierte Fälle entstehen u. a. bei identischen oder verschwindenden Beschleunigungswerten. Auch der Fall, indem das Objekt selbst stärker als mit a_{min} verzögert – beispielsweise aufgrund einer Kollision mit einem stehendes Hindernis – bedarf einer gesonderten Betrachtung. Der Fall $a_{ego} \equiv a_{min}$ ist ebenfalls gesondert zu interpretieren, da hier ein „Umschalten“ nicht mehr sinnvoll zu definieren ist.¹

Der vollständige Algorithmus zur Berechnung der TTB umfasst mehrere Seiten. Auf eine Darstellung wird daher verzichtet. Ein auf reguläre Fälle beschränkter Algorithmus ist in [V5] skizziert. Die Ergebnisse sind in Abb. 5.3 für verschiedene Fälle geometrisch illustriert. Neben den resultierenden Bewegungen $x_{ego,B}(t)$ sind als Vorgriff auf Abschnitt 5.3 auch die mit $x_{ego,a}(t)$ bezeichneten Referenztrajektorien für die Regelung dargestellt.

5.2.4 Zeitreserve bis zum Ausweichen

Die Berechnung der TTS basiert auf einem idealisierten Modell eines Ausweichmanövers. Es wird vereinfachend angenommen, dass der Fahrer des Systemfahrzeugs jederzeit sprunghaft in eine stationäre Kreisfahrt mit mi-

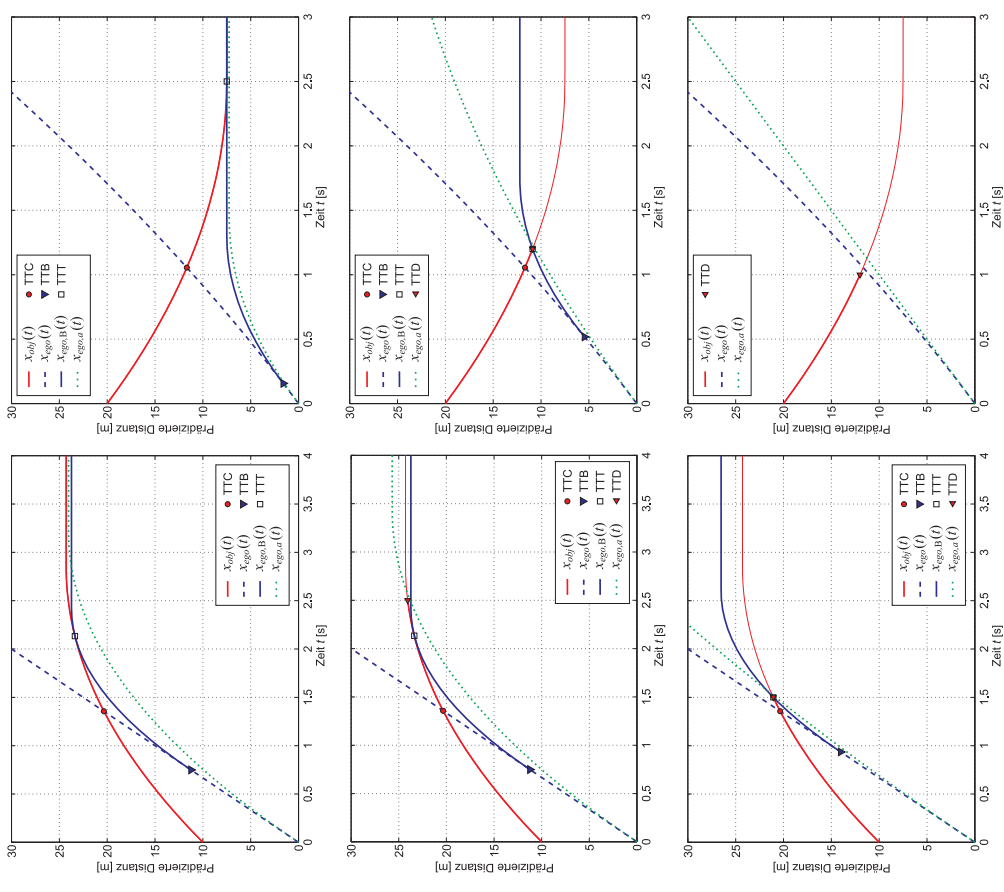


Abb. 5.3: Verschiedene Fälle in der algebraischen TTB-Berechnung. Die linke Spalte zeigt eine „berührende“ Lösung (oberes Bild) sowie die Abhängigkeit von TTD. Die rechte Spalte verdeutlicht, dass auch bei Gegenverkehr u. U. Lösungen existieren, falls das Objekt seinerseits abbremsst oder den Fahrschlauch rechtzeitig verlässt.

¹ $a_{ego} < a_{min}$ würde konsequenter Weise $a_{min} := a_{ego}$ implizieren.

nimalen Radius einlenken kann. Abb. 5.4 zeigt die geometrischen Verhältnisse zu Beginn des Ausweichvorgangs. Darin bezeichnet l_c den Abstand zwischen der antreibenden Hinterachse und dem Fahrzeugschwerpunkt, l_f den entsprechenden Abstand zum vorderen Stoßfänger. Der Schwerpunkt des Systemfahrzeugs dreht sich im Koordinatensystem Σ_{TTS} um den Punkt $(-l_f, y_{min})$, der mit dem Ursprung eines (r, φ) -Polarkoordinatensystems zusammenfällt. r_{min} bezeichnet den Radius der rechten vorderen Ecke, die ebenfalls eine Kreisbewegung vollführt.

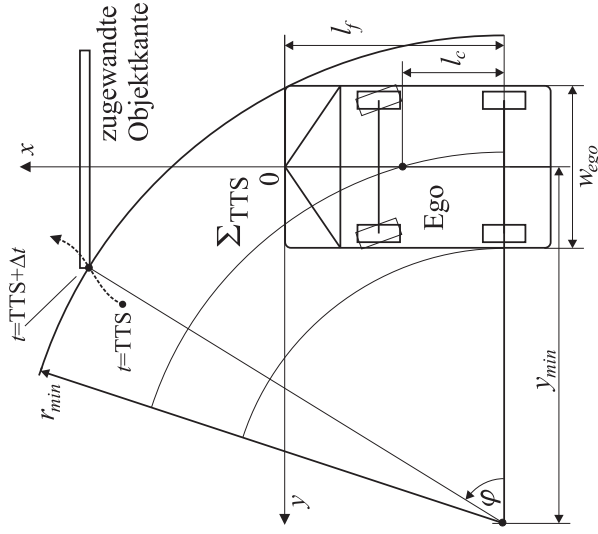


Abb. 5.4: Kreisförmiges Ausweichen nach links vor einem auf Kollisionskurs befindlichen, sich bewegenden Objekt.

Da im Voraus nicht offensichtlich ist, in welcher Richtung – links oder rechts – die spätere Ausweichmöglichkeit gegeben ist, müssen beide Zeitreisener berechnet werden. Die folgende Herleitung gilt für das Ausweichen nach links. Das Ausweichen nach rechts lässt sich durch Ausnutzung von Symmetrien auf das Ausweichen nach links zurückführen. Unter Beachtung des fahrzeugspezifischen äußeren Wendekreisradius r_t und der y -Koordinate $y_t = \sqrt{r_t^2 - l_f^2} - \frac{w_{ego}}{2}$ des zugehörigen Kreismittelpunkts errechnet sich r_{min}

zu

$$r_{min}(t) = \max \left\{ r_t, \sqrt{l_f^2 + \left(y_{min}(t) + \frac{w_{ego}}{2} \right)^2} \right\} \quad (5.7a)$$

$$y_{min}(t) = \max \left\{ y_t, \sqrt{r_{min,c}^2(t) - l_c^2} \right\}. \quad (5.7b)$$

Der Radius des Fahrzeugschwerpunkts $r_{min,c}$ berechnet sich über die zulässige Zentripetalbeschleunigung a_{rad} zu $r_{min,c}(t) = v_{ego}(t)^2/a_{rad}$. Für $a_{ego}(0) \neq 0$ ist sowohl die Bahngeschwindigkeit v_{ego} als auch $r_{min,c}$ und somit r_{min} vom gesuchten Zeitpunkt TTS abhängig. Dem Umstand, dass die Bewegungen von Systemfahrzeug und Objekt vor Beginn des Ausweichens im gekrümmten Koordinatensystem Σ_{rad} definiert sind, wird durch eine approximative Korrektur der Krümmung von r_{min} gemäß

$$r_{rad}(t) = \left(r_{min}^{-1}(t) - r_{ego}^{-1}(0) \right)^{-1} \quad (5.8)$$

Rechnung getragen. Bei gerader Anfahrt ($r_{ego}(0) \equiv \infty$) folgt aus (5.8) keine Korrektur ($r_{rad} = r_{min}$), bei bereits vorliegender Linkskurve wird der Ausweichradius größer ($r_{rad} \rightarrow \infty$) und bei einer Rechtskurve entsprechend kleiner ($r_{rad} \rightarrow r_{min}/2$). Das korrespondierende y_{rad} berechnet sich analog zu (5.7b).

Während das Systemfahrzeug mit konstanter Bahngeschwindigkeit den Kreisbogen entlang fährt, bewegt sich auch das Objekt gemäß seiner Modellierung weiter. Der Zeitpunkt $t = TTS$ des letztmöglichen Lenkeinschlags ist derart zu bestimmen, dass die vordere rechte Ecke des Systemfahrzeugs zu einem Zeitpunkt $t = TTS + \Delta t$ während des Ausweichvorgangs die zugewandte linke Objektkante trifft. Erstere stellt sich in Polarkoordinaten gemäß

$$r_{ego,vr}(TTS, \Delta t) \equiv r_{rad}(TTS) \quad (5.9a)$$

$$\varphi_{ego,vr}(TTS, \Delta t) \approx \frac{v_{ego}(TTS)}{r_{rad}(TTS)} \Delta t + \text{asin} \left(\frac{l_f}{r_{rad}(TTS)} \right) \quad (5.9b)$$

dar. Entsprechend gilt mit $y_{obj,i}(t) = y_{obj}(t) + \frac{1}{2}w_{obj}$ für die Objektkante

$$r_{obj,i}^2(TTS, \Delta t) = \left(x_{obj}(TTS + \Delta t) - x_{ego}(TTS) + l_f \right)^2 + \left(y_{obj,i}(TTS + \Delta t) - y_{rad}(TTS) \right)^2 \quad (5.10a)$$

$$\varphi_{obj,i}(TTS, \Delta t) = \text{atan} \left(\frac{x_{obj}(TTS + \Delta t) - x_{ego}(TTS) + l_f}{y_{rad}(TTS) - y_{obj,i}(TTS + \Delta t)} \right). \quad (5.10b)$$

Gleichsetzen beider Bewegungen resultiert in dem gekoppelten, nichtlinearen Gleichungssystem

$$\mathbf{f}(\mathbf{t}) = \begin{pmatrix} f_r(\mathbf{t}) \\ f_\varphi(\mathbf{t}) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} r_{ego, vr}(\text{TTS}, \Delta t) - r_{obj, l}(\text{TTS}, \Delta t) \\ \varphi_{ego, vr}(\text{TTS}, \Delta t) - \varphi_{obj, l}(\text{TTS}, \Delta t) \end{pmatrix} \stackrel{!}{=} \mathbf{0}, \quad (5.11)$$

das leider nur numerisch nach $\mathbf{t} = (\text{TTS} \ \Delta t)^T$ aufgelöst werden kann, wobei letztlich nur die Variable TTS von Interesse ist. Der letzte plausible Lenkbeginn sowie die Dauer bis zum Erreichen des 90°-Winkels schränken den sinnvollen Wertebereich der Variablen auf

$$0 < \text{TTS} < \min\{t_{s, ego}, \text{TTC}\}, \quad 0 < \Delta t < \frac{\pi}{2} \frac{r_{rad}(\text{TTS})}{v_{ego}(\text{TTS})} \quad (5.12)$$

ein. Für geringe Geschwindigkeiten $v_{ego}(\text{TTS})$ macht es zudem Sinn, die zu betrachtende Dauer auf dem Ausweibogen Δt auf wenige Sekunden zu limitieren. Prinzipiell existieren mehrere numerische Verfahren, um (5.11) zu lösen [105, 19]. Aufgrund der gesicherten Konvergenz bieten sich jedoch Intervallhalbierungsverfahren wie das in Alg. 5.4 skizzierte an.

Bei einem maximalen Intervall der Länge TTC, einer geforderten Genauigkeit von ϵ_{num} und einer Halbierung des Intervalls in jedem Iterationsschritt ergibt sich die erforderliche Anzahl an äußeren Iterationen zu

$$n_{iter} = \left\lceil \frac{\log(\text{TTC}) - \log(\epsilon_{num})}{\log(2)} \right\rceil. \quad (5.13)$$

Mit der Beschränkung auf $\text{TTC} < 4$ s und $\epsilon_{num} = 0.05$ s benötigt die äußere Intervallhalbierung in Alg. 5.4 maximal $n_{iter} = 7$ Iterationen. Die notwendige Anzahl innerer Iterationen liegt wegen $\Delta t < 2$ s geringfügig niedriger, so dass sich der Algorithmus auf etwa 42 f_r - sowie 7 f_φ -Auswertungen beschränkt. Insbesondere f_r basiert auf einfachsten Rechenoperationen und ist im Hinblick auf die Rechenzeit unkritisch. Approximiert man den während des Ausweichens beschriebenen Viertelkreis durch eine über der Zeit parametrisierte quadratische ebene Kurve, dann kann (5.11) sogar mit einer eindimensionalen Intervallhalbierung gelöst werden. Der vollständige TTS-Algorithmus ist in Alg. 5.5 umrissen.

5.2.5 Zeitreserve bis zum Beschleunigen

Der TTK liegt die Möglichkeit zugrunde, dass der Fahrer des Systemfahrzeugs eine bevorstehende Kollision auch durch Gas geben vermeiden kann.²

²Nach bestem Wissen des Autors wird diese Möglichkeit in keiner verwandten Arbeit in Betracht gezogen.

Algorithmus 5.4 Iterative Lösung von (5.11)

Input: Zustandsvektor, Parameter des Systemfahrzeugs, TTC

Output: $\text{TTS} \in [0, \text{TTC})$ für eine vorgegebene Ecke des Systemfahrzeugs, $\text{TTS} = 0$ falls Kollision durch Ausweichen in die entsprechende Richtung nicht mehr verhindert werden kann.

1: Initialisierung

$t_{num} := 4$ s; $\epsilon_{num} := 0.05$ s;
 $\text{TTS}_{min} := 0$; $\text{TTS}_{max} := \text{TTC}$; $\text{TTS} := 0$;

2: Beschränkung auf hinreichend kritische Situationen

if $\text{TTC} > t_{num}$ **then**
 $\text{TTS} := \text{TTC}$;

return

end if

3: Verfahren der Intervallhalbierung

while $(\text{TTS}_{max} - \text{TTS}_{min}) > \epsilon_{num}$ **do**

a: Auflösen der Winkelgleichung $f_\varphi(\text{TTS}, \Delta t) \stackrel{!}{=} 0$ in (5.11) bei vorgegebenem TTS nach Δt in einer „inneren“ Intervallhalbierung unter Berücksichtigung von (5.12)

b: Einsetzen von Δt in die Radiusgleichung: $\Delta r := f_r(\text{TTS}, \Delta t)$ (falls keine Lösung existiert, setze Δr auf pos. Wert)

if $\Delta r \leq 0$ **then**

{Vorbeifahrt gelingt, späteres Ausweichen möglich}

$\text{TTS}_{min} := \text{TTS}$;

else

$\text{TTS}_{max} := \text{TTS}$; {Früheres Ausweichen erforderlich}

end if

c: Neuen Testwert erzeugen: $\text{TTS} := \frac{1}{2} (\text{TTS}_{min} + \text{TTS}_{max})$;

end while

4: Rückgabe der unteren Intervallgrenze: $\text{TTS} := \text{TTS}_{min}$;

Dazu müsste das Systemfahrzeug longitudinal vollständig am Objekt vorbeikommen, bevor dieses in den Fahrtschlauch eintritt. Als Beispiel denke man sich eine knappe Kreuzungssituationen, in der das Systemfahrzeug „noch schnell rüber fährt“ bevor der querende Verkehr die Kreuzung erreicht. Derartige Situationen kommen im realen Straßenverkehr durchaus vor und müssen daher berücksichtigt werden.

Unter der Voraussetzung, dass eine endliche TTC existiert, ist die TTK

Algorithmus 5.5 Zeitreserve bis zum Ausweichen (TTS)**Input:** Zustandsvektor, Parameter des Systemfahrzeugs, TTC**Output:** Berechnet die $TTS \in [0, TTC)$ bezüglich eines Objekts, $TTS := 0$ falls Kollision durch Ausweichen nicht mehr verhindert werden kann.

- 1: Zeitreserve bis zum Ausweichen nach links TTS_l
 - a: Berechne mittels Alg. 5.4 jeweils die TTS zwischen der vorderen ($\rightarrow TTS_{l,v}$) sowie der hinteren ($\rightarrow TTS_{l,h}$) rechten Ecke des Systemfahrzeugs und der linken zugewandten Objektecke
 - b: Die kleinere Zeitreserve ist relevant, da beide Ecken das Objekt passieren müssen: $TTS_l := \min\{TTS_{l,v}, TTS_{l,h}\}$
- 2: Berechne analog zu 1) die Zeitreserve bis zum Ausweichen nach rechts TTS_r unter Ausnutzung der Symmetrie des Problems bei Spiegelung an der x -Achse gemäß:

$$r_{ego} := -r_{ego}; y_{obj,r} := -(y_{obj} - \frac{1}{2}w_{obj}); v_{lat} := -v_{lat}; a_{lat} := -a_{lat};$$
- 3: $TTS := \max\{TTS_l, TTS_r\}$; {Der spätere Zeitpunkt zählt}

nach oben durch die TTE und nach unten durch einen sofortigen Beschleunigungsbeginn begrenzt, d. h. $0 < TTK < TTE$. Um die Kollision tatsächlich zu vermeiden, muss das Systemfahrzeug spätestens zum Zeitpunkt TTE mit seiner ganzen Länge am Objekt vorbei sein:

$$x_{ego,K}(TTE) \stackrel{!}{=} x_{obj}(TTE) + l_{obj} + l_{ego} \quad (5.14)$$

Für die zum Zeitpunkt TTK umgeschaltete Bewegung des Systemfahrzeugs gilt

$$x_{ego,K}(t) = \begin{cases} x_{ego}(t) & 0 \leq t \leq TTK < TTE \\ x_K(t), & t > TTK \end{cases} \quad (5.15a)$$

$$x_K(t) = \frac{1}{2} a_{max} (\dot{x}_{ego}(TTK)) (t - TTK)^2 + \dot{x}_{ego}(TTK) (t - TTK) + x_{ego}(TTK) \quad (5.15b)$$

$a_{max} = f(v_{ego})$ modelliert das Beschleunigungspotential des Systemfahrzeugs und hängt in erster Näherung nur von der Fahrgeschwindigkeit zum Zeitpunkt TTK ab. Der genaue funktionale Zusammenhang ist abhängig von der Motorisierung und kann als Kennlinie vorgegeben werden. Gleichung (5.14) kann dann analog zu Alg. 5.4 mit einem Intervallhalbierungsverfahren nach TTK aufgelöst werden. Da es sich um ein eindimensionales Problem handelt

werden ebenfalls nur wenige Iterationen benötigt, um eine im Rahmen der Modellierung akzeptable Genauigkeit zu erreichen. Approximiert man a_{max} im relevanten Zeitraum als Konstante, so eröffnet sich sogar eine algebraische Lösung.

5.2.6 Reaktionszeitreserve

Die in (5.1) angegebene Reaktionszeitreserve kann nun durch das Maximum der zuvor hergeleiteten Zeitreserven approximiert werden

$$TTR \approx \max\{TTB, TTS, TTK\}. \quad (5.16)$$

Die Vernachlässigung von Totzeiten und transienten Umschaltvorgängen bei der Modellierung führt in der Praxis zu einer kleinen systematischen Überschätzung der einzelnen Zeitreserven, die jedoch vorab kompensiert werden kann. Die Reaktionszeitreserve wurde in realen Fahrversuchen unter den abgesicherten Bedingungen eines Testgeländes von mehreren Fahrern ausgiebig erprobt. Insbesondere der letztmögliche Zeitpunkt zur Kollisionsvermeidung ($TTR = 0$) wurde dabei auf seine Genauigkeit hin überprüft. Die Experimente zeigen, dass die präsentierten Algorithmen (unter der einschränkenden Annahme des Einobjektfalls) bei geringem Aufwand eine ausreichende Genauigkeit bieten. Aufgrund dessen sowie aus Gründen der Lesbarkeit wird fortan nicht zwischen der ursprünglichen TTR (5.1) und der Approximation (5.16) unterschieden.

5.3 Notwendige Bremsverzögerung zur Kollisionsvermeidung

Die Verzögerung $a_{req} < 0$ bezeichnet diejenige konstante Verzögerung, die für das Systemfahrzeug erforderlich ist, um eine Kollision mit dem Objekt durch Bremsen gerade noch zu verhindern. Sie dient im Fall eines systemseitigen Bremsengriffs als Referenz für die einzuregelnde Verzögerung. Im Gegensatz zu den aktionsbezogenen Zeitreserven TTB, TTS und TTK muss a_{req} aber auch für den Fall $TTC = \infty$ berechnet werden, denn Letzteres impliziert nicht, dass gar keine Verzögerung notwendig ist, sondern höchstens, dass das Systemfahrzeug schon stark genug bremst.

Die algebraische Berechnung von a_{req} vollzieht sich im Vergleich zur TTB wesentlich einfacher. Die Bewegung des Systemfahrzeugs wird mit

$$x_{ego,a}(t) = \begin{cases} \frac{1}{2} a_{req} t^2 + v_{ego}(0) t, & 0 \leq t \leq t_{S,a} \\ x_{ego}(t_{S,a}) \equiv -\frac{v_{ego}(0)^2}{2 a_{req}}, & t > t_{S,a} \end{cases} \quad (5.17a)$$

$$t_{S,a} = -\frac{v_{ego}(0)}{a_{req}}, \quad a_{req} < 0 \wedge v_{ego}(0) > 0 \quad (5.17b)$$

angesetzt. a_{req} ist analog zur Bedingung (5.6) so zu bestimmen, dass sich Systemfahrzeug und Objekt am Punkt der minimalen Annäherung entwenden der berühren oder dass das Systemfahrzeug im Zeitpunkt TTD am Objekt „vorbremsst“. Abb. 5.3 auf Seite 123 illustriert entsprechende Fälle. Der resultierende Algorithmus stellt sich wie folgt dar:

Algorithmus 5.6 Notwendige Bremsverzögerung

Input: $v_{ego}, x_{obj}, v_{obj}, a_{obj}$, TTE, TTD

Output: $a_{req} \leq 0$

- 1: Def. von Konstanten und Flags für Robustheit und Ablaufsteuerung

$$\epsilon_{num} := 0.01; \epsilon_{tol} := 1.0; t_{lim} := 5.0; x_{res} := 0.2; a_{cut} := -0.1;$$

$$b_{valid} := \text{false}; b_{apex} := \text{false};$$
- 2: Prüfung ob Bremsen überhaupt erforderlich

$$\text{if TTC}(\dots, a_{ego} \triangleq a_{cut}, \dots) = \infty \text{ then}$$

$$a_{req} := 0;$$
return
end if
- 3: Vermeidung degenerierter Fälle und unwichtiger Fallunterscheidungen bei entgegenkommendem Objekt

$$\text{if } (v_{obj} \leq 0) \wedge (v_{obj} \geq -\epsilon_{tol}) \text{ then}$$

$$\text{if } (|a_{obj}| \leq \epsilon_{tol}) \text{ then}$$

$$v_{obj} := 0; a_{obj} := 0; \{\text{Behandlung wie stehendes Objekt}\}$$
else if $(v_{obj} \geq -\epsilon_{tol})$ **then**

$$v_{obj} := -\epsilon_{tol}; \{\text{Mindestgeschwindigkeit zuordnen}\}$$
end if
end if
- 4: Berechnung des allgemeinen Falls und Test auf Gültigkeit

$$x_{obj} := \max\{\epsilon_{num}, x_{obj} - x_{res}\}; \{\text{Angestr. Restabstand einarbeiten}\}$$

$$a_{req} := a_{obj} - \frac{(v_{obj} - v_{ego})^2}{2 x_{obj}};$$

if $(|v_{obj} - v_{ego}| < \epsilon_{num}) \vee (|a_{obj} - a_{req}| < \epsilon_{num}) \vee (\text{sgn}(a_{req} - a_{obj}) < \text{sgn}(v_{ego} - v_{obj})) \vee (v_{obj} < 0)$ **then**

$$a_{req} := 0; t_{touch} := 0; b_{valid} := \text{false};$$
else

$$t_{touch} := -\frac{v_{ego} - v_{obj}}{a_{req} - a_{obj}}; b_{valid} := \text{true}; \{\text{Lösung zunächst korrekt}\}$$
end if

5: Test und Berechnung des Spezialfalls „Scheitelpunkt“

$$x_{apex} := \text{PositiveExtremalQuadratic}(a_{obj}, v_{obj});$$

$$\text{if } (t_{apex} < \infty) \wedge (x_{apex} > \epsilon_{num}) \text{ then}$$

$$b_{apex} := 1; \{\text{Gültiger Scheitelpunkt existiert}\}$$
if $(t_{apex} < t_{touch}) \vee (b_{valid} = \text{false})$ **then**

$$\text{if } v_{obj} < 0 \text{ then}$$

$$t_{touch} := t_{apex};$$
else

$$t_{touch} := \frac{2 x_{apex}}{v_{ego}}$$
end if

$$a_{req} := \frac{-v_{ego}}{2 x_{apex}}; b_{valid} := \text{true};$$
end if
else

$$b_{apex} := 0; \{\text{Gültiger Scheitelpunkt existiert nicht}\}$$
if $b_{valid} = \text{false}$ **then**

$$a_{req} := -\infty; \{\text{Kollision durch Bremsen nicht zu vermeiden}\}$$

$$t_{touch} := \infty; b_{valid} := \text{true};$$
end if
end if

6: Test und Berechnung des Spezialfalls „Ausscherer“

if $(\text{TTD} < t_{touch}) \vee (b_{valid} = \text{false})$ **then**
if $(\text{TTD} < t_{apex}) \vee (b_{apex} = \text{false})$ **then**
if $v_{obj} \geq 0$ **then**

$$a_{req} := a_{obj} + 2 \frac{(v_{obj} - v_{ego}) \text{TTD} + x_{obj}}{\text{TTD}^2};$$
else

$$x_{apex} := \text{ValueQuadratic}(a_{obj}, v_{obj}, x_{ret}, \text{TTD});$$
if $x_{apex} > \epsilon_{num}$ **then**

$$a_{req} := 2 \frac{x_{apex} - v_{ego} \text{TTD}}{\text{TTD}^2};$$
if $\text{PositiveExtremalQuadratic}(a_{req}, v_{ego}) < \text{TTD}$ **then**

$$a_{req} := \frac{-v_{ego}}{2 x_{apex}};$$
end if

```

else
   $a_{req} := -\infty;$ 
end if
end if
else
   $a_{req} := 2 \frac{x_{apex} - v_{ego} TTD}{TTD^2};$ 
end if
end if

```

Da Alg. 5.6 in seiner dargestellten Form die Eigendynamik der Bremsanlage unberücksichtigt lässt, kann u. U. der Einsatz eines zusätzlichen Reglers erforderlich sein, um ein akzeptables Regelverhalten im Eingriffsfall zu erzielen. Zum Entwurf eines solchen Reglers böten sich *model reference adaptive control* (MRAC) Ansätze an, da diese vor allem dazu geeignet sind, der Strecke ein extern vorgegebenes Referenzsignal aufzuprägen [107]. In diesem Kontext wäre die gewünschte Beschleunigung $a_{req}(t)$ das Referenzsignal, dem die tatsächliche Beschleunigung $a_{ego}(t)$ möglichst schnell folgen soll. Ist $a_{ego}(t) \rightarrow a_{req}(t)$ erst einmal erreicht, verbleiben beide Werte konstant, solange das Objekt sein Verhalten nicht ändert. Totzeiten der Bremse lassen sich bis zu einem gewissen Grad auch dadurch kompensieren, dass die Berechnung von a_{req} anhand präzifizierter Eingangsgrößen erfolgt.

5.4 Einfluss von Unsicherheiten

Die Berechnung der zuvor eingeführten Kritikalitätsmaße erfolgte unter der vereinfachenden Annahme, dass die Eingangsgrößen (5.2) exakt bekannt sind. Nur dadurch wurde es möglich, ein algorithmisches Rahmenwerk zur Berechnung dieser Maße herzuleiten. In der Praxis sind diese Eingangsdaten jedoch mit Unsicherheiten behaftet. Auch die Grundannahme einer konstanten Objektbeschleunigung trifft in der Realität höchstens näherungsweise zu. Diese Unsicherheiten – nachstehend Sensor- und Verhaltensunsicherheiten genannt – transformieren sich in korrespondierende Unsicherheiten bei der Bewertung der Situation und müssen in der Regelstrategie des CMS berücksichtigt werden.

Die Modellierung dieser Unsicherheiten soll jedoch nicht anhand von Wahrscheinlichkeitsdichten erfolgen. Ein Grund hierfür ist die aufwändige Berechnung der korrespondierenden Ausgangsdichten. Da sämtliche Algorithmen Nichtlinearitäten und Fallunterscheidungen umfassen, wäre eine analytische Berechnung dieser Dichten aussichtslos. Es verbliebe nur die

Möglichkeit einer Monte Carlo Simulation. Selbst normalverteilte Eingangsdaten böten keine wesentliche Vereinfachung des Problems, da auch die vergleichsweise effiziente Schätzung von Mittelwert und Varianz mit Hilfe der UT nicht gelingt. Dies liegt daran, dass sich eine Teilmenge \mathcal{A} des Ereignisraums mit $\Pr(\mathcal{A}) > 0$ auf Situationen mit $TTC = \dots = TTR = \infty$ abbilden kann. Ähnliches gilt für die Teilmenge der überkritischen Situationen, denen per Definition $TTR = 0$ zugewiesen wird. Folglich besäße die Ausgangsdichte Dirac-Impulse unbekanntem Gewichts; Mittelwert und Varianz wären undefiniert.

Ein weiterer Grund ist der zuvor erwähnte Mangel an verlässlicher a priori Information über das zukünftige Objektverhalten. Da sich die Beschleunigungen a_{obj} und a_{lat} im Rahmen der physikalisch-technischen Beschränkungen jederzeit sprunghaft ändern können³, lassen sich die Verhaltensunsicherheiten in einem probabilistischen Modell nicht sinnvoll beschreiben. Vielmehr sind unzählige Beschleunigungsverläufe möglich, gemäß denen sich das betrachtete Objekt weiterbewegen könnte, ohne dass sich im Einzelnen konkrete Wahrscheinlichkeiten angeben ließen.⁴

Obwohl die Menge der darstellbaren Objektbewegungen auf CA-Modelle entlang krummlingiger Koordinaten eingeschränkt wurde, sind in ihr alle praxisrelevanten Manöver mit ausreichender Genauigkeit enthalten. Insbesondere ist auch dasjenige Objektverhalten repräsentiert, das die Reaktionszeitreserve maximiert, d. h. die vorliegende Situation bestmöglich entschärft. Dies wird nämlich dadurch erreicht, dass das Objekt mit maximaler Beschleunigung in die richtige Richtung „flieht“. Im CA-Modell nicht repräsentierte Manöver wie z. B. Brems-Gas- oder Links-Rechts-Kombinationen stellen hingegen kein effektives Fluchtverhalten dar. Trotz der reduzierten Basis ist i. A. keine Eingangsdichte bekannt, aus der sich die „wahre“ TTR-Dichte ableiten ließe. Deshalb soll die Regelstrategie des CMS anhand zweier Schätzwerte parametrisiert werden, die sich auch ohne eine solche Kenntnis bestimmen lassen:

- Die wahrscheinlichste Reaktionszeitreserve, TTR_{mod} genannt. Analog hierzu bezeichnet $a_{req,mod}$ die zur Kollisionsvermeidung voraussichtlich benötigte Referenzverzögerung.
- Die maximale Reaktionszeitreserve, die unter Berücksichtigung aller Unsicherheiten möglich ist, nachfolgend TTR_{max} abgekürzt.

Auf die Betrachtung einer TTR_{min} wird bewusst verzichtet, da eine Kollision vom Objekt oftmals erzwungen werden könnte. Strategien zur Kollisions-

³Geschwindigkeit und Position sind hingegen stets stetig.

⁴Hiervon ausgenommen sind natürlich unbewegliche Hindernisse.

sionsvermeidung bei vorhandener Kollisionsabsicht werden in [71] zwar am Beispiel von Fahrzeugen untersucht, die eigentliche Anwendung scheint aber militärischen Ursprungs zu sein. Da im realen Straßenverkehr nicht von einer Kollisionsabsicht auszugehen ist, wäre TTR_{min} ein unnützer Schätzwert, der darüber hinaus noch schwierig zu bestimmen wäre [82, 91].

Die folgenden Analysen sollen zeigen, dass der Einfluss der Sensor- und Verhaltensunsicherheiten nicht zu vernachlässigen ist.

5.4.1 Statischer und dynamischer Einfluss der Sensorunsicherheit

Der Einfluss von Sensorunsicherheiten soll exemplarisch anhand eines Beispiels untersucht werden, bei dem sich das Systemfahrzeug schnell einem vorausfahrenden Fahrzeug nähert. Derartige Situationen stellen einen Hauptanwendungsfall von CMS dar. Aus Gründen der Übersichtlichkeit wird lediglich der Einfluss auf die TTB analysiert. Es wird angenommen, dass sich das Objekt innerhalb des Fahrerschlauchs befindet und diesen auch nicht verlässt ($TTE=0, TTD=\infty$). Unter diesen Vereinfachungen sind nur die fünf longitudinalen Zustände

$$\mathbf{x} = (v_{ego} \ a_{ego} \ x_{obj} \ v_{obj} \ a_{obj})^T \tag{5.18}$$

zu schätzen. Die maximal mögliche Verzögerung a_{min} wird nicht sensoruell ermittelt, sondern lediglich anhand von Temperatur und Nässe plausibilisiert.⁵ a_{min} wird im Zuge dieser Analyse daher nicht als Schätzwert betrachtet, sondern als scharfe Größe, die beispielhaft mit $a_{min} = -8 \text{ m/s}^2$ angesetzt wird. Die wahren Anfangszustände der Situation seien durch

$$\mathbf{x}(0) = (44.8 \text{ m/s} \ -2.4 \text{ m/s}^2 \ 60.8 \text{ m} \ 35.0 \text{ m/s} \ -4.0 \text{ m/s}^2)^T \tag{5.19}$$

gegeben. Die Sensorunsicherheiten werden als additiver mittelwertfreier Gauß'scher Rauschprozess mit der stationären, positiv definiten Kovarianzmatrix

$$\mathbf{C}_{\mathbf{xx}} = \begin{pmatrix} 0.0002 & 0.0013 & 0 & 0.0002 & 0.0013 \\ 0.0013 & 0.0156 & 0 & 0.0013 & 0.0156 \\ 0 & 0 & 0 & 0.01 & 0.0098 & 0.0078 \\ 0.0002 & 0.0013 & 0.0098 & 0.0196 & 0.0220 \\ 0.0013 & 0.0156 & 0.0078 & 0.0220 & 0.0400 \end{pmatrix} \tag{5.20}$$

⁵Dem Autor ist kein Verfahren bekannt, mit welchem sich der Reibwert des vorausliegenden Straßenabschnitts online schätzen lässt.

modelliert. Die Elemente der Hauptdiagonalen sollen die durchschnittlichen Varianzen einer Radar-basierten Objektverfolgung bei einer Abtastperiode von $T_s = 40 \text{ ms}$ approximieren. Die Nebenelemente wurden in Anlehnung an die Überlegungen in [128] und Anwendung von $\text{var}\{X+Y\} = \text{var}\{X\} + 2 \text{cov}\{X,Y\} + \text{var}\{Y\}$ berechnet.

Systemfahrzeug und Objekt verhalten sich entsprechend dem CA-Modell, so dass $TTB(t)$ unter einem Winkel von 45° linear abfällt, bis die Kollision mittels Bremsen nicht mehr zu verhindern ist. Ausgehend vom Anfangszustand (5.19) entwickelt sich die wahre TTB wie in Abb. 5.6(a) dargestellt. Die vertikalen Linien kennzeichnen die Zeitpunkte $t_\lambda = \{1.36, 1.84, 2.36, 2.84\} \text{ s}$, zu denen TTB die Schwellwerte $\lambda = \{1.5, 1.0, 0.5, 0.0\} \text{ s}$ unterschreitet. Der wahre Zustandsvektor $\mathbf{x}(t)$ wurde mit dem additiven Rauschprozess beaufschlagt und 50000 Simulationen wurden durchgeführt. Abb. 5.6(b) zeigt für $t = t_\lambda$ die mittels nichtparametrischer Verfahren geschätzten Dichtefunktionen des gestörten $TTB(t)$ -Prozesses. Obwohl $TTB(\hat{\mathbf{x}}(t))$ eine nichtlineare Funktion des gestörten Zustandsvektors $\hat{\mathbf{x}}(t)$ ist, sind die resultierenden Dichtefunktionen annähernd normalverteilt – von dem zu $\lambda = 0.0 \text{ s}$ gehörenden Dirac-Impuls einmal abgesehen. Dies ist jedoch nicht immer der Fall; ausscherende Objekte resultieren oftmals in schiefen Dichten. Interessant ist die Tatsache, dass die Streubreite der TTB-Dichte abnimmt, je kritischer die Situation wird. Dies ist eine logische Konsequenz des prädiktiven Ansatzes: Je unkritischer eine Situation ist, desto ferner in der Zukunft liegen die Zeitpunkte TTC, TTB und TTT, und desto stärkeren Einfluss haben die Unsicherheiten des Anfangszustands auf das Bewegungsmodell.

Aus einer statischen Analyse gewinnt man jedoch noch keine ausreichende Einsicht. Eine aussagekräftige Bewertung erfordert vielmehr die Analyse des dynamischen Einflusses der Sensorunsicherheiten, d. h. deren Auswirkung auf potentiell gewünschte Aktivierungszeitpunkte. Diese seien durch die oben definierten Zeiten t_λ bzw. deren zugehörige Schwellwerte λ vorgegeben. Das Zeitverhalten kann als zeitdiskrete Markovkette mit zwei Zuständen modelliert werden, siehe Abb. 5.5. z_0 repräsentiert den Zustand eines noch nicht

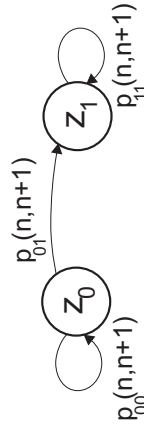


Abb. 5.5: Markovkettenmodell des Aktivierungsverhaltens.

aktivierten Systems, z_1 den aktiven Zustand. Einmal aktiviert, verbleibt das

System im Zustand z_1 . Die 1-Schritt Übergangswahrscheinlichkeiten ergeben sich in Vektor-Matrix-Notation zu

$$\mathbf{P}(n, n+1) = \begin{pmatrix} p_{00}(n, n+1) & p_{01}(n, n+1) \\ p_{10}(n, n+1) & p_{11}(n, n+1) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 - \Pr(\text{TTB}(\dot{\mathbf{x}}(n+1)) \leq \lambda) & \Pr(\text{TTB}(\dot{\mathbf{x}}(n+1)) \leq \lambda) \\ 0 & 1 \end{pmatrix}. \quad (5.21)$$

$\mathbf{\Pi}^T(0) = (\Pr(z_0 | 0) \Pr(z_1 | 0))^T$ bezeichne den Vektor der Zustandswahrscheinlichkeiten zum Zeitpunkt $n = 0$. Zukünftige Zustandswahrscheinlichkeiten zum Zeitpunkt $n = k$ berechnen sich über die Chapman-Kolmogorov Gleichung

$$\mathbf{\Pi}^T(k) = \mathbf{\Pi}^T(0) \mathbf{P}(0, k) = \mathbf{\Pi}^T(0) \prod_{i=1}^k \mathbf{P}(i-1, i) \quad (5.22)$$

zu

$$\Pr(z_0 | k) = \Pr(z_0 | 0) \prod_{i=1}^k (1 - \Pr(\text{TTB}(\dot{\mathbf{x}}(i)) \leq \lambda)) \quad (5.23a)$$

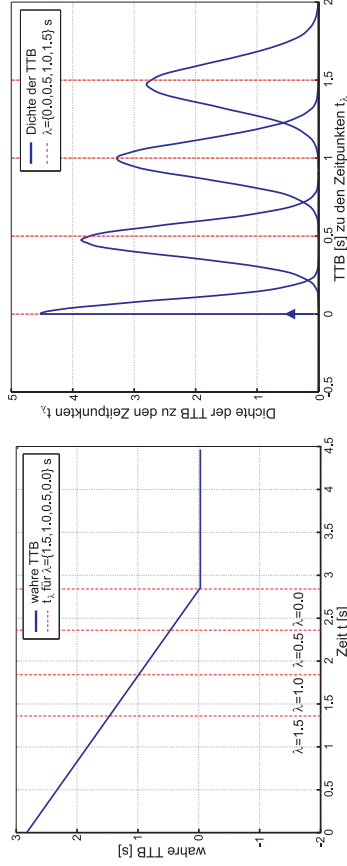
$$\Pr(z_1 | k) = 1 - \Pr(z_0 | k). \quad (5.23b)$$

Abb. 5.6(c) zeigt die Übergangswahrscheinlichkeit $p_{01}(t = kT_S)$ vom inaktiven in den aktiven Zustand sowie die Wahrscheinlichkeit $\Pr(z_1 | t = kT_S)$, dass sich das System schon im aktiven Zustand befindet. Der Anfangszustand wurde in Einklang mit $p_{01}(t \leq 0) \approx 0$ zu $\Pr(z_1 | 0) = 0$ initialisiert. Die vertikalen Linien kennzeichnen erneut die gewünschten Aktivierungszeitpunkte t_λ , wie sie ohne Sensorunsicherheiten zustande kämen.

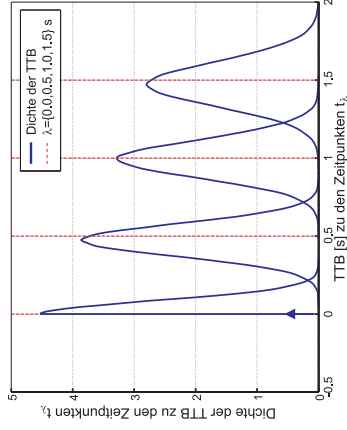
Es zeigt sich zwar, dass für die Übergangswahrscheinlichkeit $p_{01}(t_\lambda) \approx 0.5$ gilt, die korrespondierenden Zustandswahrscheinlichkeiten $\Pr(z_1 | t_\lambda)$ jedoch allesamt höher sind und mit zunehmendem λ sogar gegen Eins streben. Sensorunsicherheiten führen im gegebenen Szenario also tendenziell zu verfrühten Aktivierungen! Dies ist ein bemerkenswerter Effekt, da man aus dem Stegreif nicht erwarten würde, dass mittelwertfreies Sensorrauschen in einem systematischen Fehler des Auslösezeitpunkts resultiert.⁶ Die Dichte dieses sog. Aktivierungsjitters Δt berechnet sich mittels

$$p(\Delta t) = \left[\frac{d\Pr(z_1 | t)}{dt} \right]_{t=\Delta t+t_\lambda} \quad (5.24)$$

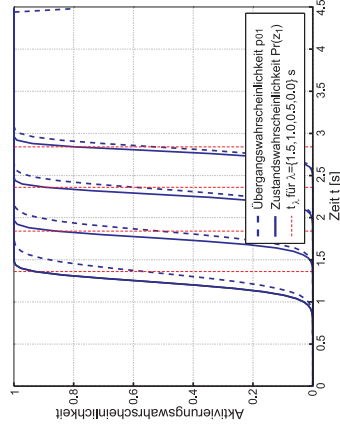
⁶Fährt man mit gleicher Geschwindigkeit hinreichend dicht hinter einem voraus fahrenden Fahrzeug her, dann ist es aufgrund des Sensorrauschens nur eine Frage der Zeit, bis TTB($\dot{\mathbf{x}}$) unter die geforderte Aktivierungsschwelle fällt.



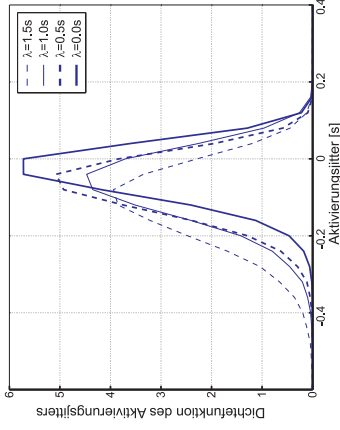
(a) Dynamischer Verlauf der wahren TTB. Die Kollision ereignet sich erst bei $t = 4.5$ s, ist aber schon ab $t = 2.84$ s mittels Bremsen nicht mehr zu verhindern.



(b) Dichtefunktion der vom Rauschen gestörten TTB zu verschiedenen Zeitpunkten t_λ .



(c) Wahrscheinlichkeit des Übergangs in den aktiven Zustand bzw. diesen bereits erreicht zu haben für verschiedene Aktivierungsschwellen λ .



(d) Durch das Rauschen verursachte stochastische Variation des Aktivierungszeitpunkts für verschiedene Schwellen λ .

Abb. 5.6: Statischer und dynamischer Einfluss des Sensorrauschens auf die TTB am Beispiel einer Auffahrunfall-Situation.

und ist in Abb. 5.6(d) für die verschiedenen λ dargestellt. Der Mittelwert des Aktivierungsjitters ist eindeutig zu negativen Zeiten hin verschoben. Im dynamischen Kontext liefert der Schwellwertvergleich $\text{TTB}(\hat{\mathbf{x}}(t)) \leq \lambda$ mithin keine erwartungstreue Schätzung des gewünschten Aktivierungszeitpunkts $\text{TTB}(\mathbf{x}(t)) \leq \lambda$. Dieser Effekt verstärkt sich im untersuchten Szenario mit zunehmendem λ . Insgesamt bewegt sich der Aktivierungsjitter im Bereich einiger zehntel Sekunden.

5.4.2 Einfluss der Verhaltensunsicherheit

Anhand der zuvor betrachteten Situation (5.19) soll nun auch der Einfluss der Verhaltensunsicherheit auf die TTB analysiert werden. Um weiterhin von lateralen Zuständen unabhängig zu sein, wird nur der Fall betrachtet, dass das voraus fahrende Fahrzeug von der Bremse gehen oder Gas geben kann. Sensorunsicherheiten werden nicht betrachtet. Zu jedem Zeitpunkt zwischen Beginn der Szene und der Kollision wird untersucht, welchen Wert die TTB annähme, würde das Objekt ab sofort jeweils mit der konstanten Beschleunigung

$$a_{obj,pot} = \{-3.0, -2.0, -1.0, 0.0, 1.0, 2.0\} \text{ m/s}^2 \quad (5.25)$$

weiter fahren. Das Ergebnis dieser Untersuchung ist in Abb. 5.7 illustriert. Die potentiellen TTB-Kurven laufen trichterförmig zusammen, da sich das hypothetische Objektverhalten im gerechneten Beispiel nicht bewahrheitet. Würde das Objekt zu einem beliebigen Zeitpunkt t_{pot} das postulierte Verhalten tatsächlich annehmen, dann würde die zugehörige TTB-Kurve ab t_{pot} linear abfallend verlaufen und gewissemaßen selbst zur „wahren“ TTB-Kurve werden.

Der Abbildung ist zu entnehmen, dass die Verhaltensunsicherheit im untersuchten Fall einen wesentlich stärkeren Einfluss hat als die zuvor analysierte Sensorunsicherheit. Betrachtet man z. B. den zu $\lambda = 0$ gehörenden Zeitpunkt $t = 2.84 \text{ s}$, so erkennt man, dass das voraus fahrende Fahrzeug im „besten“ Fall – also bei Beschleunigen mit 2 m/s^2 – die Kollision ganz ohne Zutun des Systemfahrzeugs abwenden könnte. Erst ab $t \approx 3.75 \text{ s}$ wäre sichergestellt, dass eine Kollision durch Bremsen nicht mehr abzuwenden ist. Das Fluchtpotential des Objekts richtet sich natürlich nach dessen Beschleunigungsvermögen, wofür in der Praxis sinnvolle Annahmen zu treffen sind. Unabhängig davon gilt im gezeigten Beispiel: Je stärker das Objekt schon bremst, desto größer ist auch das Potential, dass sich alles zum Guten wendet!

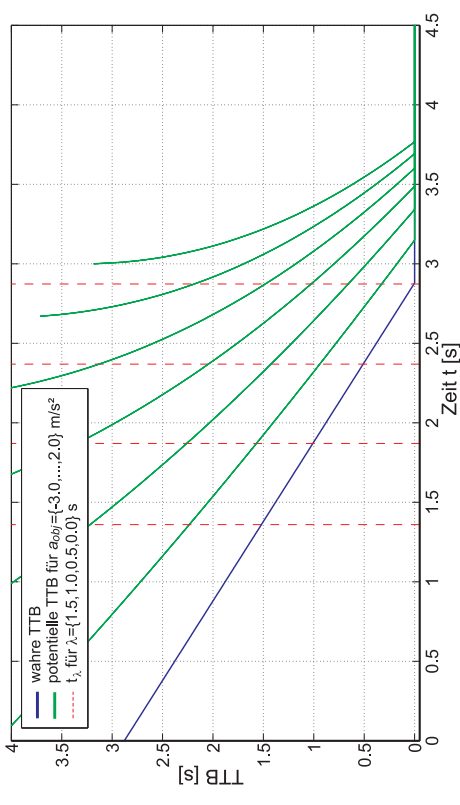


Abb. 5.7: Einfluss der Verhaltensunsicherheit auf die TTB am Beispiel einer Auffahrunfall-Situation.

5.5 Schätzung der oberen Grenze der Reaktionszeitreserve

Im letzten Abschnitt wurde gezeigt, dass Sensor- und Verhaltensunsicherheit einen nicht vernachlässigbaren Einfluss auf die Situationsbewertung haben. Von besonderem Interesse ist das maximale TTR, das unter Berücksichtigung von Sensorunsicherheiten und bei Annahme kooperativen Objektverhaltens möglich ist. Dieser TTR_{max} genannte Schätzwert dient hauptsächlich der Absicherung schwerer CMS Eingriffe.

TTR_{max} lässt sich effizient approximieren, indem man dem Objekt betragsmaximales Beschleunigungsverhalten in verschiedene Richtungen unterstellt und die verbleibenden Zustände des Eingangsvektors (5.2) im Rahmen der Sensorunsicherheit jeweils zugunsten des beabsichtigten Fluchtverhaltens anpasst. Für eine sinnvolle Approximation der TTR_{max} reicht es daher aus, die TTR für einige ausgewählte Testvektoren \mathbf{x}_i zu berechnen und das Maximum auszuwählen:

$$\text{TTR}_{max} \approx \max_i \{ \text{TTR}(\mathbf{x}_i) \}. \quad (5.26)$$

Damit die Testvektoren sinnvoll erzeugt werden können, müssen also Grenzen für die jeweiligen Schätzfehler bekannt sein. Die Zustände des Systemfahrzeugs (5.2a) werden üblicherweise sehr genau gemessen und fortan

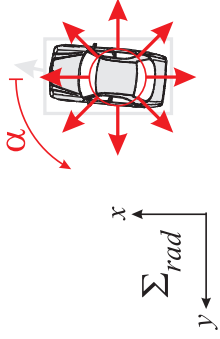


Abb. 5.8: Winkelabhängige Definition des Beschleunigungspotentials. Die einzelnen Richtungen werden durch ihren Winkel α im Koordinatensystem Σ_{rad} identifiziert.

als exakte Größen betrachtet. Für eine Kalman Filter basierte Objektverfolgung empfiehlt sich die Verwendung der 3σ -Grenzen $x^{\pm} = \hat{x} \pm 3\sigma_x$. Im Falle einer Partikel-Filter basierten Verfolgung führen die marginalisierten 1%- und 99%-Quantile zu einem konservativen Schätzwert. Weiterhin ist das Beschleunigungspotential des Objekts in verschiedene Richtungen vorzugeben. Die acht in Abb. 5.8 dargestellten Richtungen decken die potentiellen Fluchtmöglichkeiten eines Objekts ausreichend ab. Das potentielle Beschleunigungspotential, das man dem Objekt in den einzelnen Richtungen beimisst, ist von vielen Faktoren abhängig, z. B. von dessen Klassenzugehörigkeit, Geschwindigkeit, Orientierung und Motorleistung.

Da exakte Werte in der Praxis kaum verfügbar sind, müssen sinnvolle Annahmen getroffen werden – z. B. indem man sich geeignete Repräsentanten für die wichtigsten Objektklassen aussucht. Für die Objektklasse „PKW“ böte sich z. B. ein gut motorisiertes Oberklassenfahrzeug an. Dessen geschwindigkeitsabhängige Vollgas-Beschleunigung wäre experimentell zu ermitteln und durch eine Kurve anzunähern. Analog liese sich mit den verbleibenden Kombinationen aus Gas geben und Lenken verfahren. Die Vollbremsverzögerung kann bei fehlender Reibwertinformation konservativ mit 10 m/s^2 abgeschätzt werden. Mit den Definitionen

$$\mathbf{x}^+ \triangleq (x_{obj}^+ \quad v_{obj}^+)$$

$$\mathbf{x}^- \triangleq (x_{obj}^- \quad v_{obj}^-)$$

$$\mathbf{y}^+ \triangleq (y_{obj}^+ \quad v_{lat}^+)$$

$$\mathbf{y}^- \triangleq (y_{obj}^- \quad v_{lat}^-)$$

$$\mathbf{q} \triangleq (l_{obj}^- \quad w_{obj}^- \quad a_{min}^+ \quad a_{rad}^+)$$

$$\mathbf{a}(\alpha) \triangleq (a_{obj,pot}(\alpha) \quad a_{lat,pot}(\alpha)), \quad \alpha \in \{0^\circ, \pm 45^\circ, \dots, 180^\circ\}$$

wird ein systematischer Aufbau der Testvektoren möglich. Die Vektoren (5.27a) verschieben das Objekt im Rahmen der Sensorunsicherheiten nach

vorne bzw. hinten, die Vektoren (5.27b) nach links bzw. rechts. Je kleiner das Objekt und je höher die Beschleunigungsgrenzen am Systemfahrzeug, desto unkritischer wird die Situation. Dieses monotone Verhalten spiegelt sich im Vektor (5.27c) wider. Vektor (5.27d) beschreibt das von der Fluchttrichtung abhängige Beschleunigungspotential. In den folgenden Kombinationen ergänzen sich die Sensorunsicherheiten mit dem jeweils unterstellten Fluchtverhalten:

$$\mathbf{x}_1^T \triangleq (\mathbf{x}^+ \quad \mathbf{y}^+ \quad \mathbf{q} \quad \mathbf{a}(0^\circ)) \quad \mathbf{x}_4^T \triangleq (\mathbf{x}^+ \quad \mathbf{y}^- \quad \mathbf{q} \quad \mathbf{a}(0^\circ))$$

$$\mathbf{x}_2^T \triangleq (\mathbf{x}^+ \quad \mathbf{y}^+ \quad \mathbf{q} \quad \mathbf{a}(45^\circ)) \quad \mathbf{x}_5^T \triangleq (\mathbf{x}^+ \quad \mathbf{y}^- \quad \mathbf{q} \quad \mathbf{a}(-45^\circ))$$

$$\mathbf{x}_3^T \triangleq (\mathbf{x}^+ \quad \mathbf{y}^+ \quad \mathbf{q} \quad \mathbf{a}(90^\circ)) \quad \mathbf{x}_6^T \triangleq (\mathbf{x}^+ \quad \mathbf{y}^- \quad \mathbf{q} \quad \mathbf{a}(-90^\circ))$$

$$\mathbf{x}_7^T \triangleq (\mathbf{x}^- \quad \mathbf{y}^+ \quad \mathbf{q} \quad \mathbf{a}(180^\circ)) \quad \mathbf{x}_{10}^T \triangleq (\mathbf{x}^- \quad \mathbf{y}^- \quad \mathbf{q} \quad \mathbf{a}(180^\circ))$$

$$\mathbf{x}_8^T \triangleq (\mathbf{x}^- \quad \mathbf{y}^+ \quad \mathbf{q} \quad \mathbf{a}(135^\circ)) \quad \mathbf{x}_{11}^T \triangleq (\mathbf{x}^- \quad \mathbf{y}^- \quad \mathbf{q} \quad \mathbf{a}(-135^\circ))$$

$$\mathbf{x}_9^T \triangleq (\mathbf{x}^- \quad \mathbf{y}^+ \quad \mathbf{q} \quad \mathbf{a}(90^\circ)) \quad \mathbf{x}_{12}^T \triangleq (\mathbf{x}^- \quad \mathbf{y}^- \quad \mathbf{q} \quad \mathbf{a}(-90^\circ))$$

In den meisten Situationen ist es ausreichend, lediglich die Fälle \mathbf{x}_1 bis \mathbf{x}_6 zu betrachten. Die Fälle \mathbf{x}_7 bis \mathbf{x}_{12} können die TTR nur in denjenigen Fällen maximieren, in denen das Systemfahrzeug durch Gas geben noch am Objekt vorbei kommen kann. Die Approximation der TTR_{max} erfordert also lediglich das Durchrechnen von zwölf Testvektoren.

5.6 Schätzung der wahrscheinlichsten Reaktionszeitreserve

Der zweite Schätzwert, die wahrscheinlichste Reaktionszeitreserve TTR_{mod} , dient hauptsächlich zur Aktivierung leichterer Eingriffe. Aufgrund ihrer geringeren Problematik können diese auch in Situationen aktiviert werden, in denen noch Unsicherheit bezüglich der tatsächlichen Kritikalität besteht. Zur Erreichung des Ziels „Kollisionsvermeidung“ leisten diese „frühen“ Eingriffe den größten Beitrag. TTR_{mod} resultiert in erster Linie aus dem aktuellen Schätzwert des Eingangsvektors und Heuristiken, mit denen das erwartete Verhalten des Objekts modelliert wird. Es wird eine Unterscheidung in drei Klassen vorgenommen: Mitverkehr, Querverkehr und Gegenverkehr.

Beim Hauptanwendungsfall, dem Mitverkehr, fährt das vorausfahrende Fahrzeug in dieselbe Richtung wie das Systemfahrzeug. In guter Näherung darf man annehmen, dass das Verhalten des Vorausfahrenden unabhängig

vom Verhalten des Hinterherfahrenden ist. Es wird deshalb angenommen, dass das Objekt seine geschätzte longitudinale Beschleunigung \hat{a}_{obj} beibehält. Um einiges schwieriger gestaltet sich die Modellierung des lateralen Verhaltens. Je nach Güte der lateralen Schätzwerte \hat{y}_{obj} , \hat{v}_{lat} und \hat{a}_{lat} sind zusätzliche Maßnahmen erforderlich, um im Eingriffsfall ein robustes Systemverhalten ohne wechselndes An- und Ausschalten zu gewährleisten:

- Verwerfen stark verrauschter Zustände wie \hat{a}_{lat} und rein lineare oder gar konstante Prädiktion der lateralen Objektbewegung
- Verwendung einer Hysterese für die laterale Objektrelevanz (innerhalb / außerhalb des Fahrkorridors, jeweils mit der entsprechenden TTE / TTD)
- Optisch erkannte Spurmarkierungen können, falls zuverlässig verfügbar, zur frühzeitigen Erkennung von Ein- und Ausscherern beitragen [28, 33].

Beim nächst wichtigen Anwendungsfall, dem Querverkehr, ist die Annahme der Unabhängigkeit von Objekt- und Systemfahrzeugverhalten nicht mehr gerechtfertigt. Sieht der Fahrer des querenden Fahrzeugs das herannahende Systemfahrzeug und schätzt die Situation als gefährlich ein, so wird er sein Verhalten vermutlich anpassen. In Ermangelung tieferer Einsicht

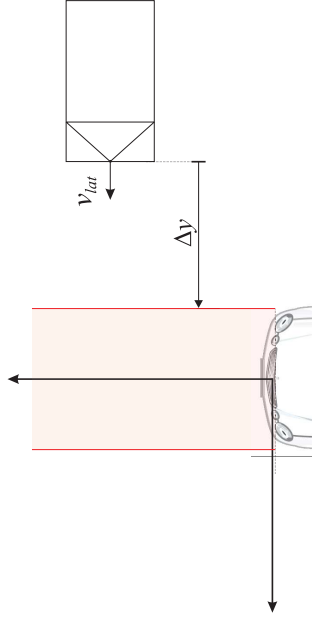


Abb. 5.9: Akzeptanzbetrachtungen eines potentiellen Einscherers.

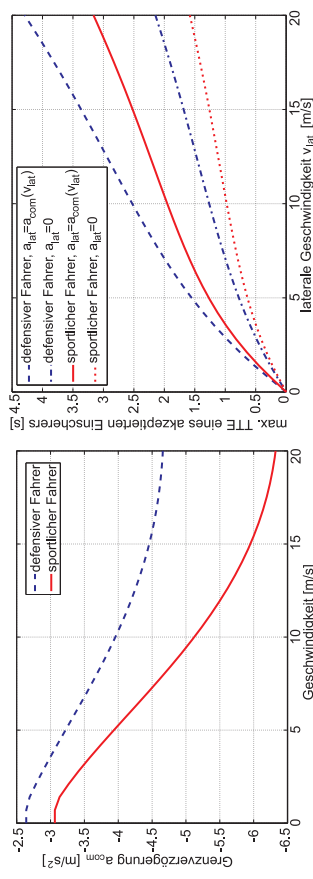
über die Vorfahrtssituation⁷ ist es sinnvoll, querende Objekte, die gemäß ihrem aktuellen Zustand in den präzipitierten Fahrkorridor eintreten werden

⁷Es wird angenommen, dass keine situationsbeschreibenden Merkmale wie Ampelstellungen, Stoppschilder oder Fußgängerüberwege verfügbar sind.

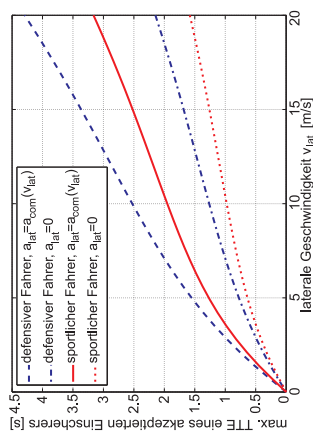
($TTE < \infty$), nur dann als einscherende Objekte zu akzeptieren, wenn deren notwendige Verzögerung, um vor dem Fahrkorridor noch anzuhalten, als unkomfortabel angesehen werden kann. Mit solch einer Heuristik wird verhindert, dass auf Objekte geregelt wird, die sich aktuell zwar auf Kollisionskurs befinden, aber noch hinreichend „komfortabel“ in den Stillstand bremsen könnten. Abb. 5.9 veranschaulicht diese Situation. Um vor dem Fahrkorridor noch anzuhalten, wäre die Bremsverzögerung

$$a_{stop} = -\frac{v_{lat}^2}{2\Delta y} \quad (5.29)$$

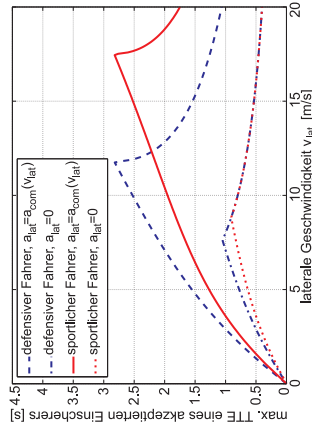
erforderlich. a_{stop} wird mit einer geschwindigkeitsabhängigen Grenzverzögerung



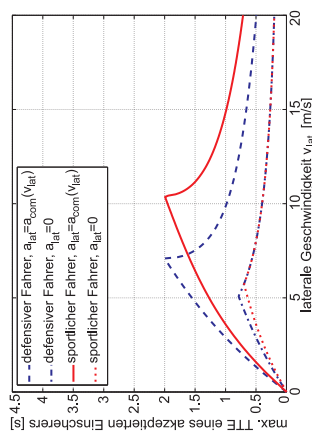
(a) Experimentell identifizierte Grenzverzögerungskurve für sportliche und defensive Fahrer [114].



(b) Maximale TTE eines akzeptierten Einscherers.



(c) Wie (b), Sichtbereich auf $\Delta y \leq 8$ m eingeschränkt.



(d) Wie (b), Sichtbereich auf $\Delta y \leq 4$ m eingeschränkt.

Abb. 5.10: Geschwindigkeitsabhängige „Verzögerungsbarrieren“ für potentielle Einscherer und ihr Einfluss auf die TTE akzeptierter Einscherer.

rung a_{com} verglichen, die angibt, welche Verzögerung bei einer gefahrenen Geschwindigkeit gerade noch als komfortabel empfunden wird. Abb. 5.10(a) zeigt entsprechende Grenzverzögerungskurven für zwei unterschiedliche Fahrerprofile [114]. Solange die Grenzverzögerung noch nicht erreicht ist, wird der potentielle Einscherer ignoriert, $a_{stop} \geq a_{com}(v_{lat}) \Rightarrow TTE := \infty$. Diese notwendige Barriere hat jedoch auch einen Einfluss darauf, bei welcher TTE ein Einscherer frühestens akzeptiert wird. Abb. 5.10(b) zeigt die maximale TTE, die ein akzeptierter Einscherer aufweisen kann, für den Fall, dass dieser gerade so bremst, dass er knapp im Fahrkorridor zum Stehen kommt, sowie für den Fall, dass er sich dem Fahrkorridor mit konstanter Geschwindigkeit nähert. Abb. 5.10(c) und 5.10(d) berücksichtigen den Fall, dass das querende Objekt aufgrund von Bebauung oder begrenztem Sensorsichtfeld erst unterhalb eines definierten lateralen Abstands detektiert werden kann. Wie erwartet beeinträchtigt dies in erster Linie die Akzeptanz schneller Objekte. Die dargestellten Kurven werden bei der Nutzenanalyse in Kapitel 7 eine wichtige Rolle spielen.

Gegenverkehr ist ein besonders heikler Anwendungsfall, da die Unabhängigkeit der Verhalten hier in keiner Weise erfüllt ist. Im realen Straßenverkehr passieren sich Fahrzeuge zuweilen sehr knapp oder fahren, unterstützt von einer gekrümmten Straßenführung, direkt aufeinander zu nur um im letzten Moment noch aneinander vorbeizulenken. Unter diesen Gesichtspunkten erscheint die Annahme gerechtfertigt, dass sich das Objekt maximal kooperativ verhalten wird. Die wahrscheinlichste Reaktionszeitreserve wird daher mit der maximalen Reaktionszeitreserve identifiziert, $TTR_{mod} := TTR_{max}$. Die Annahme, dass das Objekt sein aktuelles Verhalten beibehält, erscheint nur unter zusätzlichen Bedingungen gerechtfertigt, z. B. falls das Systemfahrzeug auf der falschen Straßenseite fährt.

5.7 Brems- und Ausweichmanöver im Vergleich

Besondere Aufmerksamkeit verdient ein Vergleich zwischen Brems- und Ausweichmanövern als Mittel zur Kollisionsvermeidung, da hieraus erhebliche Zielkonflikte erwachsen. Das grundsätzliche Problem ist, dass der Fahrer lenken kann, das System jedoch nicht. Aus der unbekanntem Fahrerabsicht erwächst deshalb in denjenigen Situationen, in denen eine Kollision durch Ausweichen, nicht jedoch durch Bremsen verhindert werden kann, ein Zielkonflikt zwischen Systemnutzen und Fahrerakzeptanz. Je nach Situation muss das CMS mit einem Eingriff folglich relativ lange warten, denn es

könnte ja sein, dass der Fahrer dem Objekt ausweichen will. Einen Eingriff könnte der Fahrer dann als Bevormundung erachten. Falls der Fahrer – aus welchen Gründen auch immer – dann doch nicht ausweicht, kann das CMS die Kollision ggf. nur noch abschwächen, jedoch nicht mehr verhindern.

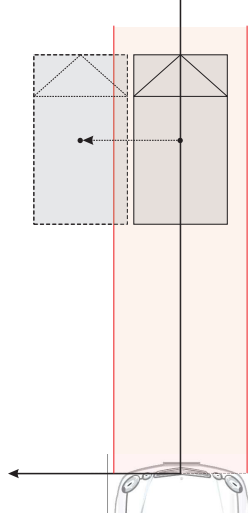


Abb. 5.11: Bremsen kontra Ausweichen bei der Zufahrt auf ein seitlich versetztes Hindernis. Solange das Hindernis innerhalb des Fahrkorridors verbleibt, verringert sich die TTS mit zunehmendem Versatz, die TTB bleibt hingegen unbeeinflusst.

Derartige Situationen liegen beispielsweise dann vor, wenn sich das Systemfahrzeug dem Objekt versetzt nähert. Abb. 5.11 verdeutlicht dies am Beispiel einer Zufahrt auf ein unbewegtes Hindernis: Während der erforderliche Bremsweg quadratisch mit v_{ego} anwächst, wächst der zum Ausweichen erforderliche Weg in guter Näherung nur linear an. Bei normalem Reibwert und mittlerer Anfahrt auf ein 2 m breites Hindernis liegt der Schnittpunkt beider Kurven bei ca. 45 km/h. Oberhalb dieser Grenzgeschwindigkeit ist Ausweichen noch zu einem Zeitpunkt möglich, zu dem Bremsen die Kollision nicht mehr verhindern kann. Laterales Verschieben des Hindernisses oder ein reduzierter Reibwert senkt diese Grenzgeschwindigkeit weiter ab.

5.8 Diskussion

Der dargelegte Ansatz bildet einen hochdimensionalen Eingangsvektor, bestehend aus den geschätzten Zuständen von Systemfahrzeug und Objekt, den zugehörigen Schätzfehlern, Reibwert und potentielle Objektbeschleunigungen, auf eine kleine Anzahl interpretierbarer Kritikalitätsmaße ab. Die vorgeschlagenen Zeitreserven – allen voran die Reaktionszeitreserve TTR – beziehen sich auf die Möglichkeiten des Fahrers, eine sich anbahnende Kol-

lision zu verhindern. Sie quantifizieren damit direkt die Dringlichkeit einer Aktion.

Durch einige unkritische Vereinfachungen konnte ein vernünftiger Kompromiss zwischen Genauigkeit und Berechnungsaufwand erreicht werden. Dies ermöglicht es, in einer „was-wäre-wenn“-Analyse ausgewählte potentielle Entwicklungen in Echtzeit durchzurechnen und somit den unkritischsten Ausgang einer an sich unsicheren Situation abzuschätzen. Es wurde gezeigt, dass Unsicherheiten einen nicht zu vernachlässigenden Einfluss auf die Bewertung haben und in der Regelstrategie eines mehrstufigen CMS daher zu berücksichtigen sind.

Der Schätzwert TTR_{mod} bietet die Möglichkeit – aber auch die Notwendigkeit – heuristische Regeln über das erwartete Objektverhalten zu integrieren. Diese Regeln können von der Objektklasse abhängig sein. In gewissem Rahmen lässt sich auch zusätzliches Umgebungswissen in die Berechnung der TTR_{mod} einfließen. Wird etwa mit hoher Sicherheit erkannt, dass ein Ausweichen nach links unmöglich ist, dann kann der korrespondierende TTS_{mod} -Wert zu Null gesetzt werden.

6

Systementwurf auf der Regelungsschicht

Auf der obersten der drei abgegrenzten Schichten von Abb. 2.1 geht es nun darum, den Regelkreis zu schließen und eine geeignete Mensch-Maschine-Schnittstelle zu implementieren. Die zuvor definierten Kritikalitätsmaße bilden hierfür die Grundlage. Aus den Erkenntnissen des Abschnitts 5.7 lassen sich zwei Systemausprägungen ableiten, die sich gegenseitig sinnvoll ergänzen: ein autonomes CMS und ein adaptiver Bremsassistent.

Beim autonomen CMS wird mit der Reaktionszeitreserve TTR als Kritikalitätsmaß stets die letztmögliche Handlungsoption des Fahrers als Entscheidunggrundlage für einen Eingriff herangezogen. Damit lässt sich auch bei unbekannter Fahrerabsicht ein akzeptables Systemverhalten erzeugen. In manchen Situationen führt dies jedoch zwangsläufig zu einem reduzierten Systemnutzen. Ein situationsadaptiver Bremsassistent vermag diese Lücke teilweise zu schließen. Als Kritikalitätsmaß wird dort ausschließlich TTR_{mod} verwendet. Das System wird jedoch erst dann aktiviert, wenn die Bremsabsicht des Fahrers zuverlässig erkannt wird.

6.1 Autonomes Fahrerassistenzsystem zur Kollisionsvermeidung

Ein zulassungsfähiges CMS muss einigen Anforderungen genügen. Rechtliche Rahmenbedingungen erfordern es beispielsweise, dass der Fahrer stets die Herrschaft über das Fahrzeug behält. Er muss also ungeachtet der vorliegenden Situation stets in der Lage sein, einen Eingriff zu übernehmen. Dazu muss die Aktivität des Fahrers an Bremse, Gaspedal und Lenkrad analysiert und ein Eingriff unterdrückt bzw. abgebrochen werden, sobald eine der Bremsung entgegengerichtete Reaktion festgestellt wird. Weiterhin sind Vorkehrungen gegen einen potentiellen Missbrauch des Systems zu treffen. Die Verfügbarkeit des CMS sollte den Fahrer nicht dazu verleiten, mit Absicht passiv zu bleiben und das System als automatische „Auffahrhilfe“ zu gebrauchen. Ein CMS, das eine solche Adaption des Fahrerverhaltens begünstigt, wäre offensichtlich kontraproduktiv. Um FAS-bedingten Verhaltensänderungen entgegenzuwirken, schlägt [66] die stochastische Variation von Aktivierungsschwellen vor. Ein vernünftig parametrisiertes CMS wird bei üblicher Fahrweise jedoch so selten eingreifen, dass ein Gewöhnungseffekt auszuschließen ist. Vorsätzlicher Missbrauch lässt sich ferner dadurch unterbinden, dass man nur ein oder zwei Eingriffe während eines Zündungslaufs gestattet und dem Fahrer beim Überschreiten dieser Grenze eine entsprechende Meldung anzeigt.

Obige Anforderungen lassen sich mit etwas zusätzlichem Aufwand in ein CMS integrieren. Doch die eigentliche Frage bleibt noch zu klären: Unter welchen Bedingungen soll das CMS eingreifen und mit welcher Verzögerung? Eine im mathematischen Sinne optimale Antwort auf diese Frage existiert leider nicht. Hierfür wäre eine Referenz vorzögen, mit der sich das Verhalten des CMS vergleichen und über ein geeignetes Abstandsmaß optimieren ließe. Stattdessen wird eine intuitive Parametrierung anhand der „harten“ Randbedingungen Fahrerakzeptanz und Produktivität vorgeschlagen:

- Damit das CMS von einer großen Mehrheit der Fahrer akzeptiert wird, dürfen Eingriffe nicht zu früh erfolgen.
- Bei potentiell unerwünschten Eingriffen muss die Verzögerung derart begrenzt werden, dass sie den Fahrer nicht überfordert.
- Produktivitätstechnisch bedenkliche Verzögerungen bleiben der Unfallfolgenminderung vorbehalten.

Der resultierende Systemnutzen stellt demgegenüber einen „weichen“ Faktor dar, der von zahlreichen Einflussgrößen abhängt. Er kann nicht unmittelbar

berücksichtigt, sondern nur durch nachträgliche Simulationen ermittelt werden. Den antizipierten Risiken verschiedener Parametrierungen stehen dann korrespondierende Nutzenanalysen gegenüber, sodass ein gewünschter Arbeitspunkt identifiziert werden kann.

6.1.1 Auslegung des Regeleingriffs im Spannungsfeld von Fahrerakzeptanz, Produktivität und Systemnutzen

In Anbetracht genannter Faktoren bietet sich eine zwei- bis dreistufige Eingriffsstrategie an, bei der zunehmende Stufen $i = 1, \dots, L$ einer zunehmenden Sicherheit über die Kritikalität entsprechen. Jede der L aktiven Stufen $\mathcal{L}(i)$ entspricht einem internen Zustand des CMS und wird durch drei Schwellwerte parametrisiert:

$$\mathcal{L}(i) \triangleq (\lambda_{mod}(i) \quad \lambda_{max}(i) \quad a_{lim}(i)). \quad (6.1)$$

Zur Aktivierung einer Stufe $\mathcal{L}(i)$ wird gefordert, dass die beiden Aktivierungsbedingungen

$$TTR_{mod} \leq \lambda_{mod}(i) \quad (6.2a)$$

$$TTR_{max} \leq \lambda_{max}(i) \quad (6.2b)$$

erfüllt sind. Befindet sich das CMS in der i -ten Stufe, wird die angeforderte Sollverzögerung durch

$$a_{set} = \max\{a_{req,mod}, a_{lim}(i)\} \quad (6.2c)$$

in ihrer Stärke begrenzt. Das CMS verbleibt solange in seiner aktiven Stufe, bis entweder die Bedingungen zur Aktivierung einer höheren Stufe erfüllt sind (\rightarrow Sprung in die höchste aktivierbare Stufe i_{max}) oder die notwendige Verzögerung a_{req} von einer niedrigeren Stufe aufgebracht werden kann (\rightarrow Sprung in die niedrigste notwendige Stufe i_{min}), wobei Letzteres Vorrang gegenüber Ersterem genießt. Bezeichnet $i(k-1)$ die aktive Stufe des vergangenen Zeitschritts, dann berechnet sich die neue Stufe gemäß

$$i(k) = \min\{i_{min}, \max\{i_{max}, i(k-1)\}\}. \quad (6.3)$$

Die nicht explizit aufgeführte Stufe $\mathcal{L}(0)$ korrespondiert mit einem inaktivem CMS und dient als Startzustand beim Anlassen des Motors sowie als Endzustand beim Übersteuern des Eingriffs durch den Fahrer oder bei Erreichen von $a_{req} = 0$ (kein Bremsen mehr erforderlich). Der mehrstufige Ansatz

soll zum besseren Verständnis anhand folgender Parametrierung erläutert werden, die sich bei Tests auf Mitverkehr als ausgewogen erwiesen hat,

$$\begin{pmatrix} \mathcal{L}(1) \\ \mathcal{L}(2) \\ \mathcal{L}(3) \end{pmatrix} \triangleq \begin{pmatrix} 2.5 & \infty & -4.0 \\ 1.0 & 2.0 & -6.0 \\ 0.0 & 0.0 & -\infty \end{pmatrix}. \quad (6.4)$$

Die erste Stufe greift ein, sobald die voraussichtliche Reaktionszeitreserve TTR_{mod} unter 2.5 s fällt, unabhängig davon, wie sich die Situation durch Ungenauigkeiten bei der Objektverfolgung oder ein sich änderndes Objektverhalten noch verbessern könnte. Im Gegenzug wird die Verzögerung auf -4 m/s^2 begrenzt. Dies stellt eine Grenze dar, die den Fahrer im Falle eines unerwünschten Eingriffs nicht allzu sehr belastet und auch im Hinblick auf die Produkthaftung unproblematisch ist. Die Aktivierungsschwelle von 2.5 s soll sicherstellen, dass sich auch sportliche Fahrer nicht zu oft durch verfrühte Eingriffe bevormundet fühlen.

Die zweite Stufe wird aktiv, wenn zur Kollisionsvermeidung durch den Fahrer voraussichtlich nur noch 1 s verbleibt und die Situation selbst unter der Voraussetzung, dass sich das Objekt maximal kooperativ verhält, eines baldigen Eingriffs bedarf. Die erlaubte Verzögerung von bis zu -6 m/s^2 tritt im regelmäßigen Straßenverkehr selten auf, vgl. Abb. 5.10(a). Sowohl im Hinblick auf die Gefährdung des rückwärtigen Verkehrs und die damit verbundene Produkthaftungsproblematik als auch in Bezug auf die Beherrschbarkeit durch den Fahrer bewegt sich eine autonome Bremsung dieser Stärke in einer Grauzone.

Die dritte Stufe führt schließlich eine Notbremsung mit maximaler Verzögerung durch und wird erst dann aktiviert, wenn eine Kollision auch bei maximaler Kooperation nicht mehr zu verhindern ist. Sie leistet somit keinen Beitrag zur Vermeidung einer Kollision, sondern lediglich zur Minderung der Kollisionsfolgen. Bei einer derart ausgelegten dritten Stufe sind Bedenken hinsichtlich Fahrerakzeptanz und Produkthaftung offensichtlich hinfällig.

Im Gegensatz zu (6.4) stellt das zweistufige CMS

$$\begin{pmatrix} \mathcal{L}(1) \\ \mathcal{L}(2) \end{pmatrix} \triangleq \begin{pmatrix} 2.0 & \infty & -4.0 \\ 0.0 & 0.0 & -\infty \end{pmatrix} \quad (6.5)$$

eine eher konservative Systemauslegung dar. Beide Varianten werden in Kapitel 7 gegenübergestellt und bezüglich ihres Nutzens für den Fahrer verglichen. Der mehrstufige Ansatz erlaubt eine flexible und intuitive Anpassung an die Präferenzen des Autoherstellers und lässt sich leicht um eine rein warnende erste Stufe erweitern.

Eine vom Objekttyp oder der Situationsklasse abhängige Parametrierung ist ebenfalls möglich. Für Gegenverkehr böte sich beispielsweise folgende Parametrierung an

$$\begin{pmatrix} \mathcal{L}(1) \\ \mathcal{L}(2) \end{pmatrix} \triangleq \begin{pmatrix} 2.0 & \infty & -0.0 \\ 0.0 & 0.0 & -\infty \end{pmatrix}. \quad (6.6)$$

Der Fahrer würde also mit der Aktivierung der ersten Stufe zwar akustisch gewarnt, aber nicht eingebremst. Erst dann, wenn sich die Kollision nicht mehr vermeiden ließe, würde ein Bremsengriff mit maximaler Verzögerung initiiert, um die Kollisionsfolgen abzumildern.

6.2 Adaptiver Bremsassistent

Der handelsübliche Bremsassistent (BAS) erfordert zur Aktivierung eine schlagartige Betätigung des Bremspedals. Wird eine solche Schlagbremsung erkannt, dann wird dem Fahrer unabhängig von der gegebenen Situation die volle Bremsleistung zur Verfügung gestellt, bis dieser die Bremse wieder ausreichend löst. Die Unabhängigkeit von der Umgebungserfassung ermöglicht somit auch bei Hindernissen eine Assistenz, die von der Sensorik nur spät oder überhaupt nicht erkannt werden. Ein Beispiel hierfür wäre der „aus dem Nichts“ auftauchende Passant. Die Wirksamkeit des BAS wurde diesbezüglich im Probandenversuch nachgewiesen [115].

Um regelmäßige Falschauslösungen zu vermeiden, ist die Einschränkung des BAS auf oben genannte Schlagbremsungen unabdingbar. In vielen Situationen bremsen Fahrer jedoch nicht schlagartig, sondern progressiv: Sie bremsen zuerst an – z. B. durch die Bremslichter des Vorausfahrenden veranlasst – und treten dann das Bremspedal nach, sobald sie die Situation als gefährlich wahrnehmen. Zwischen initialer Bremsung und Nachtreten wird oftmals wertvolle Zeit verschenkt. Ungeübte Fahrer schöpfen das vorhandene Bremspotential zudem oftmals nicht aus, weil sie das Pedal nicht energisch genug durchtreten. Auch die in [123] vorgeschlagene Aktivierung des BAS mit reduzierter Bremsleistung, sobald der Fahrer schreckhaft vom Gas geht, bewirkt in solchen Fällen allenfalls eine geringfügige Verbesserung.

Bei vorhandener Umgebungserfassung vermag ein adaptiver BAS die Lücke zwischen autonomen CMS und BAS zu verringern [V5]. Die Idee besteht darin, den Fahrer mit derjenigen Bremsverzögerung zu unterstützen, die für eine Zielbremsung¹ zusätzlich erforderlich ist. Die insgesamt notwendige Verzögerung kann durch $a_{req,mod}$ geschätzt werden. Bremst der Fahrer

¹Bremsmanöver, das eine Kollision mit dem Hindernis verhindert und dabei einen geringen Restabstand einhält.

stärker als $a_{req,mod}$, fordert der adaptive BAS keine zusätzliche Verzögerung an. Zwei Bedingungen müssen erfüllt sein, um den adaptiven BAS zu aktivieren:

- Die voraussichtlich verbleibende Zeit bis zum Beginn einer kollisionsvermeidenden Vollbremsung muss hinreichend knapp sein, $TTB_{mod} \leq \eta$.
- Der Fahrer muss das Bremspedal in einer Weise betätigen, die seinen Bremswunsch klar zu erkennen gibt. Dadurch bleibt die Fahrerakzeptanz auch im Hinblick auf die Problematik „Bremsen kontra Ausweichen“ gewährleistet.

Im Experiment hat sich $\eta \approx 2$ s als guter Kompromiss erwiesen, der einerseits ausreichend Sicherheit gegenüber den getroffenen Annahmen über Reibwert und zukünftigem Objektverhalten bietet, andererseits nicht zu störenden Frühauflösungen führt.

Da der Fahrer die Bremsabsicht durch sein Verhalten bestätigt, können ggf. auch geringere Anforderungen an die Detektionsgüte des Hindernis gestellt und Einscherbarrieren etwas gewagter parametrisiert werden als beim autonomen CMS. Dadurch wird der Systemnutzen nochmals gesteigert, ohne dass die Wahrscheinlichkeit einer unerwünschten Auslösung wesentlich zunimmt. Die Tatsache, dass der Fahrer einen Eingriff nicht nur bestätigen, sondern durch Lösen des Bremspedals auch jederzeit wieder beenden kann, entschärft die Produkthaftungsproblematik und ermöglicht eine vollbremsfähige Unterstützung auch zum Zweck der Kollisionsvermeidung. Der adaptive BAS stellt daher eine sinnvolle Ergänzung zum autonomen CMS dar.

6.2.1 Klassifikation des Fahrerbremsverhaltens

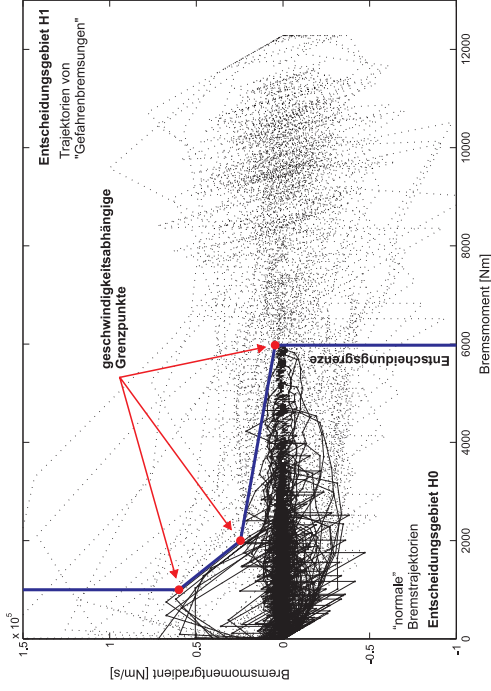
Die Aufgabe besteht darin, das Bremsverhalten des Fahrers in zwei Klassen \mathcal{H}_0 , \mathcal{H}_1 einzuteilen: normale Bremsungen und Gefahrenbremsungen². Eine Bremsreaktion soll als „normal“ klassifiziert werden, wenn sie dem gewöhnlichen Bremsverhalten eines Fahrers unter sicheren Fahrbedingungen entspricht. Gefahrenbremsungen hingegen werden abgesetzt, wenn sich Situationen zuspitzen und werden oftmals begleitet von der Ungewissheit, ob es noch reicht oder nicht. Setzt der Fahrer eine Gefahrenbremsung ab, dann lässt sich mit hoher Sicherheit unterstellen, dass er kein Ausweichmanöver geplant hat, sondern die drohende Kollision durch Bremsen verhindern will.

²Davon zu unterscheiden ist die i. d. R. synonym verwendete Vollbremsung, die in dieser Arbeit stets eine idealisierte Bremsung mit größtmöglicher Verzögerung bezeichnet.

Um aus dieser sprachlichen Formulierung einen Klassifikator entwerfen zu können, wurden im Versuch zunächst Trainingsdaten verschiedener Fahrer erhoben. Für die Klasse der normalen Bremsungen \mathcal{H}_0 wurden die Fahrer angewiesen, aus freier Geradeausfahrt in entschlossener, aber nicht unangenehmer Weise in den Stillstand zu bremsen. Für die Klasse der Gefahrenbremsungen \mathcal{H}_1 wurden die Fahrer aufgefordert, so komfortabel wie möglich vor einem stehenden Hindernis anzuhalten. Dabei durften sie mit dem Bremsen erst beginnen, nachdem die TTB unter 2 s gefallen war. Um die Abhängigkeit des Bremsverhaltens von der Fahrgeschwindigkeit zu erfassen, wurden die drei Geschwindigkeitsbereiche Stadt (0–20 m/s), Landstraße&Autobahn (20–40 m/s) sowie schnelle Autobahnfahrt (> 40 m/s) unterschieden. Insgesamt wurden 180 Messungen aufgezeichnet. Da im Versuchsfahrzeug weder der Bremspedalweg noch -kraft messtechnisch zugänglich waren, wurde als Klassifikationsmerkmal ersatzweise das korrespondierende Bremsmoment M sowie dessen Gradient \dot{M} gewählt.

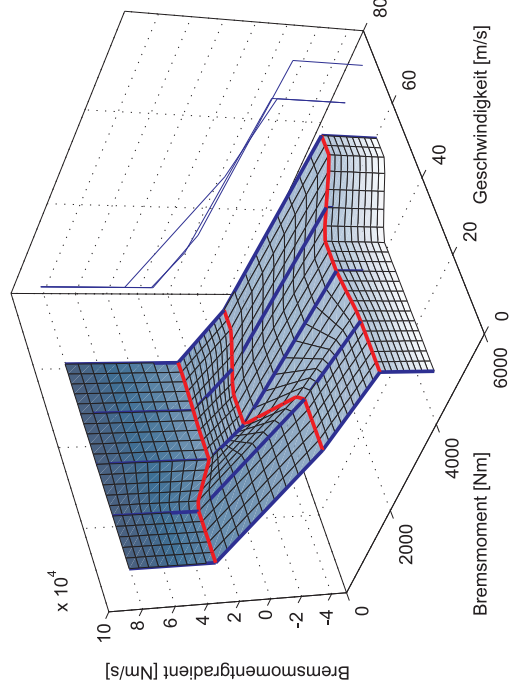
Optimale Entwurfsansätze nach Bayes, Neyman-Pearson [68] oder SVM [46] sind im vorliegenden Fall nur schwer anwendbar. Dies ist zum einen durch den begrenzten Stichprobenumfang bedingt. Zum anderen deshalb, weil es nicht nur auf die Trennschärfe des Klassifikators ankommt, sondern auch auf die zur Erkennung einer Gefahrenbremsung benötigten Zeit. Denn je später eine Gefahrenbremsung erkannt wird, desto geringer der Nutzen. Anstatt ein aufwändiges Mehrziel-Entscheidungsproblem zu formulieren, wurde ein pragmatischer Ansatz gewählt: Für alle drei Geschwindigkeitsbereiche wurden die Bremsmanöver beider Klassen als Trajektorien im $(M(t), \dot{M}(t))$ -Merkmalsraum eingezeichnet. Vermünftige Entscheidungsgrenzen konnten dann durch visuelle Inspektion festgelegt werden, siehe Abb. 6.1(a). Alle drei Entscheidungsgrenzen wurden jeweils durch vier Geraden-segmente dargestellt, deren Lage sich durch drei Punkte im Merkmalsraum definiert. Die in Abb. 6.1(b) dargestellte Trennfläche resultiert aus einer geschwindigkeitsabhängigen Interpolation dieser Punkte.

Jede Trajektorie beginnt notwendigerweise als normale Bremsung \mathcal{H}_0 im Ursprung des (M, \dot{M}) -Merkmalsraums und dreht sich im Uhrzeigersinn. Sobald die Trajektorie die Trennfläche durchstößt, wird für \mathcal{H}_1 entschieden. Der Übergang zurück zu \mathcal{H}_0 erfolgt, sobald das Bremsmoment M von seinem während der Gefahrenbremsung erreichten Maximum um einen definierten Absolut- oder Relativbetrag abfällt. Trotz seines einfachen Aufbaus hat sich dieser Klassifikator im Test als sehr zufriedenstellend erwiesen.



(a) Entscheidungsgrenze im unteren Geschwindigkeitsbereich. Es ist zu erkennen, dass einige Fahrer das Bremspedal auch zu Beginn einer normalen Bremsung schneller betätigen als andere.

Entscheidungsfläche des Klassifikators



(b) Die Abhängigkeit der Trennfläche von der Fahrgeschwindigkeit ist deutlich zu sehen. Die Ergebnisse sind vom verwendeten Bremssystem abhängig.

Abb. 6.1: Klassifikation des Fahrerbremsverhaltens.

6.3 Beispiele von Regeleinrichtungen

Das Regelverhalten des CMS soll zum besseren Verständnis anhand zweier simulierter Beispiele erläutert werden. Die Unzulänglichkeiten realer Sensoren werden dabei vernachlässigt. Das Systemfahrzeug wird von einem unaufmerksamen Fahrer bedient, der während des ganzen dynamischen Ablaufs passiv bleibt. Bewegungsänderungen des Systemfahrzeugs sind somit ausschließlich auf das CMS zurückzuführen.

Die erste Situation beschreibt einen typischen Auffahrunfall in der Stadt, bei dem ein vorausfahrender PKW plötzlich stark abbremst (z. B. aufgrund einer roten Ampel). Die Anfangsbedingungen zum Zeitpunkt $t = 0$ stellen sich folgendermaßen dar: Das mit dem dreistufigen CMS (6.4) ausgestattete Systemfahrzeug fährt unbeschleunigt mit $v_{ego} = 17 \text{ m/s}$ geradeaus. Der von der Objektverfolgung neu aufgenommene PKW fährt im Abstand von $x_{obj} = 30 \text{ m}$ mittig voraus. Seine Geschwindigkeit ist mit $v_{obj} = 8 \text{ m/s}$ um einiges langsamer als die des Systemfahrzeugs, die Situation mit $TTR_{mod} = 2.34 \text{ s}$ bereits nicht ungefährlich. Plötzlich bremst der vorausfahrende PKW mit einer konstanten Beschleunigung von $a_{obj} = -6 \text{ m/s}^2$ bis in den Stillstand. Dem Hindernis werden Ausmaße und Beschleunigungspotential eines mittleren PKW beigemessen, longitudinale und radiale Beschleunigungsgrenzen des Systemfahrzeugs seien durch $a_{min} = -1.0 \text{ g}$ und $a_{rad} = 0.8 \text{ g}$ festgelegt (siehe Abschnitt 5.2.3-5.2.4), wobei $g \approx 9.81 \text{ m/s}^2$ die Erdbeschleunigung bezeichnet. Abb. 6.2 zeigt die weitere dynamische Entwicklung dieser Szene:

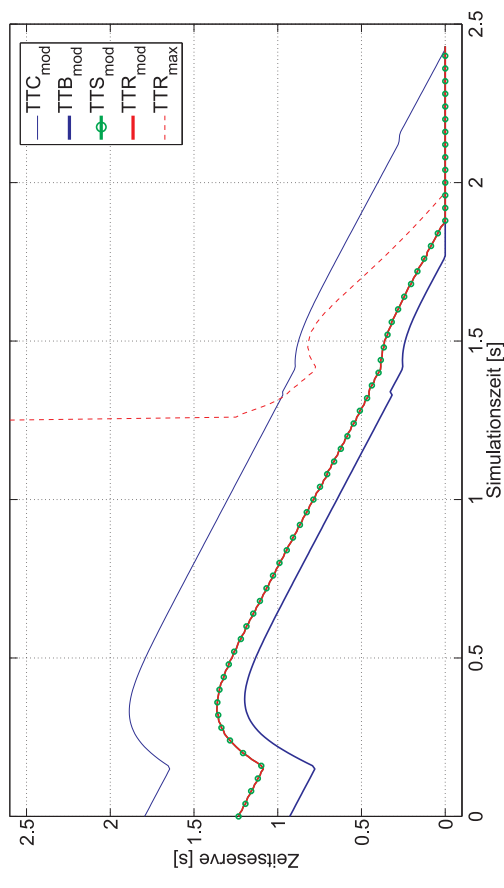
Gleich zu Beginn der Situation fällt TTR_{mod} auf 1.23 s , was zur Aktivierung der ersten CMS-Stufe führt. Die zur Kollisionsvermeidung notwendige Verzögerung beträgt zwar $a_{req,mod} = -5.18 \text{ m/s}^2$, die Sollverzögerung wird jedoch aufgrund der hohen Unsicherheit, welche durch $TTR_{max} = \infty$ zum Ausdruck kommt, auf $a_{set} = -4 \text{ m/s}^2$ begrenzt. Durch die Totzeit der Bremse bedingt fällt TTR_{mod} zunächst weiterhin linear unter einem Winkel von 45° ab. Nach 0.14 s beginnt der Bremsengriff zu wirken. In der Konsequenz erhöht sich TTR_{mod} in einem transienten Übergang auf 1.36 s . Danach verbleibt die Situation für die nächsten 0.92 s stationär. Da die Verzögerung des Systemfahrzeugs nicht ausreicht, um die Kollision zu vermeiden, fällt TTR_{mod} wieder ab. Entsprechend nimmt auch $a_{req,mod}$ betragsmäßig zu und unterschreitet die Begrenzung der zweiten Stufe. Zum Zeitpunkt $t = 1.26 \text{ s}$ fällt auch TTR_{max} sprunghaft auf ca. 1.25 s ab und damit unter die Aktivierungsschwelle von 2 s . Dies aktiviert die zweite Stufe des CMS, das in der Folge die Verzögerung auf -6 m/s^2 erhöht. Die Situation spitzt sich dennoch weiter zu und erreicht knapp 0.6 s später mit $TTR_{mod} = 0 \text{ s}$ einen Zeitpunkt, zu dem die Kollision nur noch durch eine aktive Koopera-

tion beider Verkehrsteilnehmer vermieden werden kann.³ Nur unwesentlich später, bei einer Simulationszeit von $t = 1.97$ s, ist mit $TTR_{max} = 0$ s schließlicher Punkt erreicht, zu dem die Kollision nicht mehr zu verhindern ist. Die dritte CMS-Stufe fordert daraufhin die maximale Verzögerung an, a_{ego} geht in die Sättigung. Zum Zeitpunkt $t = 2.43$ s kollidiert das Systemfahrzeug letztendlich mit dem seit $t = 1.34$ s stehenden PKW. Die Kollisionsgeschwindigkeit beträgt jedoch nur noch $v_{coll} = v_{ego} = 5.19$ m/s. Bei sonst identischen Voraussetzungen hätte sich die Kollision ohne CMS bereits nach 1.8 s mit unverminderten 17 m/s ereignet.

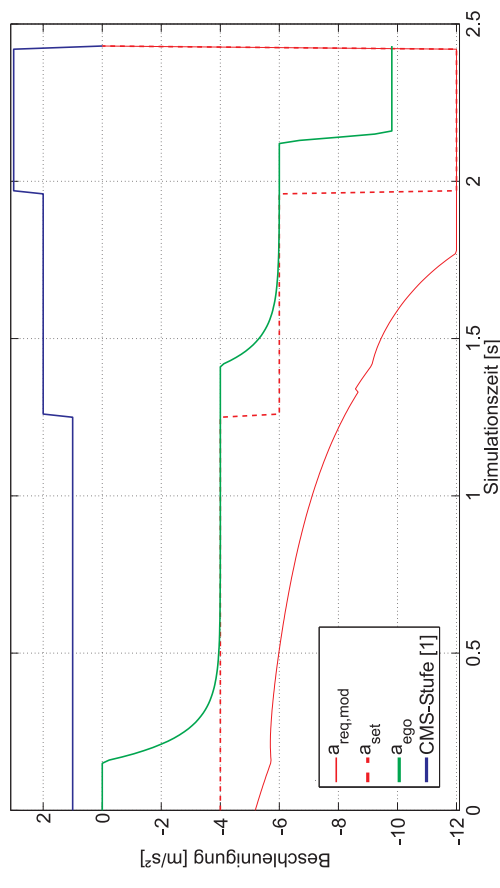
Das zweite Beispiel ist [V8] entnommen und beschreibt ein Systemfahrzeug, das mit knapp 38 m/s eine Autobahn entlang fährt. Das Fahrzeug ist wiederum mit einem dreistufigen CMS ausgestattet, das gegenüber (6.4) jedoch leicht anders parametrisiert ist. Etwa 37 m voraus fährt ein LKW mit ca. 24 m/s auf der benachbarten rechten Spur. Als das Systemfahrzeug gerade im Begriff ist zu überholen, scheidet der erheblich langsamere LKW ein. Es herrschen normale Reibverhältnisse und beide Fahrzeuge fahren mit konstanter longitudinaler Geschwindigkeit. Dem LKW wird aufgrund seiner Geschwindigkeit keine Möglichkeit zur longitudinalen Beschleunigung eingeräumt, sein laterales Beschleunigungspotential wird mit ± 1.5 m/s² angesetzt – z. B. um wieder in die eigene Fahrspur zurück zu scheren. Abb. 6.3 zeigt Momentaufnahmen der Situation sowie die relevanten Signale.

Etwa 0.75 s nach Beginn der Simulation wird das Einscheren des LKW als solches erkannt und TTR_{mod} fällt sprunghaft von $+\infty$ auf 1.27 s. Dies führt zur Aktivierung der ersten CMS-Stufe. Das Regelverhalten verläuft zunächst analog zum vorigen Beispiel, $a_{req,mod}$ ist diesmal jedoch nicht totzeitkompensiert. Bei $t = 2$ s ereignet sich ein Sprung in TTR_{mod} , der auf das Gegenlenken des LKW sowie den max-Operator in (5.16) zurückzuführen ist. Ab $t = 2.6$ s fallen TTR_{mod} und TTR_{max} wieder zusammen, da sich von nun an auch bei einer lateralen Flucht des LKW die TTB gegenüber der TTS durchsetzt. Bei $t = 2.8$ s sind die Aktivierungsbedingungen der zweiten CMS-Stufe erreicht. Da $a_{req,mod}$ oberhalb der Verzögerungsgrenze von -6 m/s² bleibt, kann das CMS die erforderliche Verzögerung bereitstellen und die Situation entspannt sich. Nach $t = 3.3$ s ist mit einer Kollision nicht mehr zu rechnen – vorausgesetzt beide Fahrzeuge behalten ihre Beschleunigungen bei. Das CMS regelt korrekterweise solange weiter, bis bei $t = 4$ s die Relativgeschwindigkeit auf Null reduziert wurde und kein weiteres Bremsen mehr erforderlich ist.

³Welche Manöverkombinationen hierfür zulässig sind ist aus Abb. 6.2 nicht zu entnehmen. Diese Information steckt in den Testvektoren (5.28) und den zugehörigen Zeitreserven, hat aber keinerlei Einfluss auf die Regelung.



(a) Zeitlicher Verlauf der wichtigsten Kritikalitätsmaße. Die Bremsingriffe des CMS (s. unten) wirken auf die Zeitreserven zurück. Abschnitte konstanter Beschleunigung werden durch das Prädiktionsmodell korrekt erfasst und resultieren in linear fallenden Zeitreserven. Im gezeigten Fall wird TTR_{mod} stets durch TTS_{mod} festgelegt.



(b) Erforderliche Verzögerung, CMS-Stufen abhängige Sollverzögerung und tatsächliche Verzögerung des Systemfahrzeugs. Die Dynamik der Bremse entspricht einem System erster Ordnung (PT1) mit Zeitkonstante 0.08 s mit einer Totzeit von 0.14 s.

Abb. 6.2: Regelverhalten des dreistufigen CMS am Beispiel eines Auffahrunfalls.

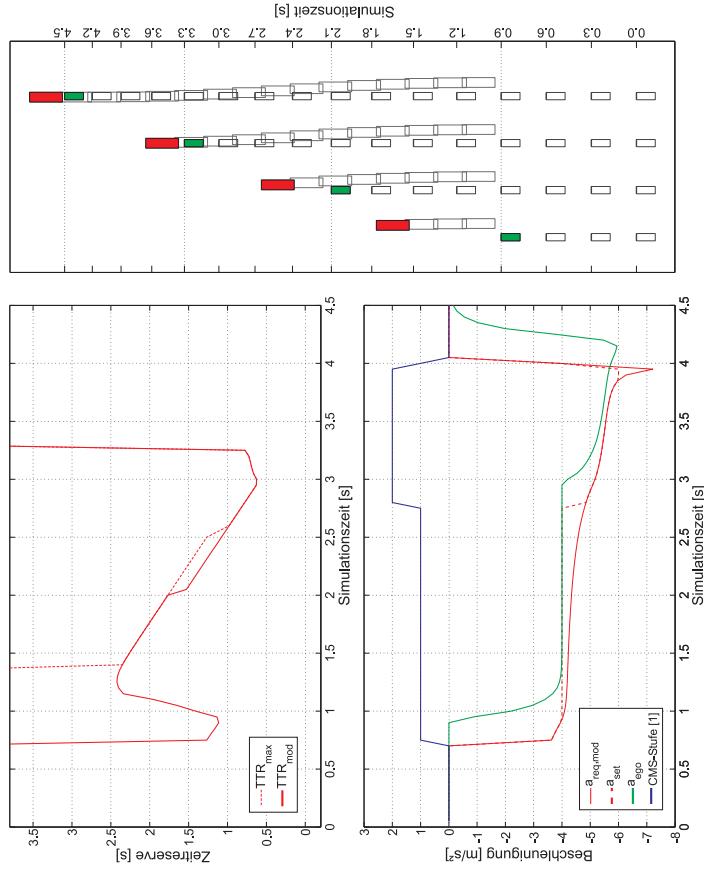


Abb. 6.3: Regelverhalten eines dreistufigen CMS auf einen einsichernden LKW bei typischer Autobahnfahrt.

In [127] wurde die gute Übereinstimmung der TTB mit der menschlichen Einschätzung der Dringlichkeit einer Gefahr anhand von Auffahrunfalldaten experimentell nachgewiesen.⁴ Insbesondere resultiert TTB im Vergleich zu bisherigen Kritikalitätsmaßen in einer adäquateren Beurteilung dynamischer Szenen. In Bezug auf autonom eingreifende Systeme werden $1.5\text{ s} \leq \text{TTB}_{mod} < 2.5\text{ s}$ für Warnzeitpunkte, $0.5\text{ s} \leq \text{TTB}_{mod} < 1.5\text{ s}$ für mittlere schwere Eingriffe, und $\text{TTB}_{mod} < 0.5\text{ s}$ für schwere Bremsingriffe als geeignete Intervalle identifiziert.

Das Regelverhalten des adaptiven Bremsassistenten sowie des dreistufigen CMS wurden im Versuchsfahrzeug prototypisch umgesetzt und unter

⁴Es sei jedoch angemerkt, dass die Zeitreserve bis zur Vollbremsung dort zu Unrecht als neues Kritikalitätsmaß propagiert wird.



Abb. 6.4: Anfahrt auf mit *Corner*-Reflektoren versehene Hindernisse. Dargestellt sind die Modelle „Hase“ (obere Reihe) und „Würfel“ (untere Reihe).

abgesicherten Bedingungen auf einem Testgelände verifiziert. Abb. 6.4 zeigt die Anfahrt auf ein fahrendes sowie stehendes Hindernis.

6.4 Erweiterung für den Mehrobjektfall

Der vorgestellte Ansatz betrachtet bislang nur ein Objekt. Da in der Praxis von mehreren Objekten Gefahr ausgehen kann, besteht die Notwendigkeit einer geeigneten Objektauswahl. Eine (suboptimale) Erweiterung auf mehrere Objekte kann dadurch erfolgen, dass für jedes verfolgte Objekt $n = 1, \dots, N$ ein eigener (unabhängiger) Entscheider instantiiert wird. Von allen gemäß (6.2c) berechneten Verzögerungen (bzw. $a_{req,mod}(n)$) im Falle des adaptiven BAS wäre dann diejenige mit dem größten Betrag durchzuschalten. Damit würde stets auf dasjenige Objekt geregelt, das den stärksten Eingriff rechtfertigt.

Eine weitere Verbesserung bestünde in der Integration eines Mehrobjektentscheiders als weitere unabhängige Instanz. Wünschenswert wäre dabei auch die Berücksichtigung des zur Verfügung stehenden Fahrraums. Wie in

Kapitel 2.3.2 erörtert, ist dies jedoch nicht ganz unproblematisch. Denkbar wäre z. B. ein effizientes Bahnplanungsverfahren, das ohne die Einbeziehung von Unsicherheiten lediglich eine „wahrscheinliche“ Kritikalität signalisiert. Im Gegenzug müsste die Verzögerung erneut auf einen unkritischen Wert $a_{lim,all}$ begrenzt werden,

$$a_{set} = \max\{ \min_i \{ a_{req,mod}(n) \}, a_{lim,all} \}. \quad (6.7)$$

Eine weitere Vertiefung dieser Möglichkeit ist zukünftigen Arbeiten vorbehalten.

6.5 Anmerkungen zur Fahreradaptation

Sowohl das autonome CMS als auch der adaptive BAS greifen – eine vernünftige Parametrierung vorausgesetzt – nur selten in das Fahrgeschehen ein, idealerweise nur dann, wenn es ex post ohne Eingriff zum Unfall kommt. Gewöhnungsbedingte Veränderungen im Fahrverhalten sind daher nicht zu erwarten. Nichtsdestotrotz wäre jedoch eine Adaption des CMS an Fahrstil und Zustand des Fahrers lohnenswert.

Handelt es sich um einen sportlichen Fahrer oder um einen defensiven Fahrer? Während die Voreinstellung so gewählt werden muss, dass die meisten Fahrer das CMS akzeptieren, könnte ein defensiver Fahrer von einer früheren Aktivierung der ersten Stufe profitieren. Notwendig hierfür wäre eine zuverlässige Identifikation des Fahrstils, z. B. durch eine Analyse von Fahrdynamikdaten [15]. Da der Fahrstil durch zeitvariante Faktoren wie Gemütszustand oder Termindruck beeinflusst wird, müsste er adaptiv geschätzt werden. Bei kurzen Fahrten dürfte dies jedoch schwierig sein.

Ist der Fahrer abgelenkt oder hat er die Gefahr erkannt? Ist er müde? Insbesondere bei unaufmerksamen oder müden Fahrern bietet sich eine Adaption der Schwellen an. Beide Faktoren lassen sich z. B. aus der Beobachtung der Blickrichtung [110] und des Lidschlags [13] schätzen. Die Adaption könnte dann einfach dadurch erfolgen, dass man den TTR-Schwellwert $\lambda(1)$ um die geschätzte Blickzuwendungs- und Reaktionszeitzunahme erhöht.

7

Simulative Untersuchung des Systemnutzens

Wie lässt sich der Nutzen eines FAS zur Kollisionsvermeidung quantifizieren? Welcher Nutzen ist in verschiedenen Verkehrssituationen zu erwarten? Und welchen Einfluss haben dabei Sensorik, Parametrierung des Regeleingriffs und Dynamik des Bremses? Die Beantwortung dieser Fragen ist notwendig, um verschiedene CMS miteinander vergleichen und die generelle Sinnhaftigkeit eines CMS in bestimmten Situationen bewerten zu können.

In diesem Kapitel werden zunächst Maße zur Bewertung des Systemnutzens definiert und eine Methodik vorgestellt, mit der sich der zu erwartende Nutzen in verschiedenen Situationenklassen analysieren lässt. Für die beiden Parametrierungen (6.4) und (6.5) werden umfangreiche Analysen bei Längs- und Querverkehr durchgeführt. Für Letztere ist insbesondere der Einfluss des Sensorsichtfeldes von Interesse.

Da praktische Untersuchungen nur in eingeschränktem Maße möglich sind, erfolgen die Analysen auf simulative Weise. Die Resultate liefern nicht nur Hinweise für die Systemauslegung, sondern identifizieren auch diejenigen Verkehrssituationen, die sich prinzipiell gut bzw. schlecht beherrschen lassen.

7.1 Maße zur Bewertung des Systemnutzens

Zur Bewertung eines FAS zur Kollisionsvermeidung ist zunächst die Definition geeigneter Nutzenmaße erforderlich. Diese sollten den Nutzen zum Ausdruck bringen, den der Fahrer vom Eingreifen des Systems in einer konkreten Verkehrssituation erfährt. Nabeliegende Nutzenmaße, wie etwa die Reduktion der Kollisionsenergie oder der Verletzungsschwere, sind hierfür allerdings nur begrenzt geeignet. Zum einen sind sie schwierig zu quantifizieren, da sie sowohl von der Masse der Kollisionspartner als auch von der Kollisionsgeometrie und den passiven Sicherheitsvorkehrungen abhängen. Zum anderen bewerten sie in keinster Weise den Nutzen eines CMS hinsichtlich einer Kollisionsvermeidung durch den Fahrer. Genau hierauf soll jedoch der Fokus nachfolgender Betrachtungen liegen.

Ein diesbezüglich viel geeigneteres Nutzenmaß ist die effektive Vorwarnzeit ΔTCMS . ΔTCMS bezeichnet die Zeitspanne zwischen der ersten Aktivierung des CMS und dem letzten Zeitpunkt vor der Kollision mit $\text{TTR} \geq 0$. ΔTCMS entspricht damit der tatsächlichen Reaktionszeitreserve, die dem Fahrer des Systemfahrzeugs ab dem Zeitpunkt der ersten akustisch-haptischen Warnung des CMS und unter Ausnutzung von dessen Bremseneingriff bis zur Einleitung eines kollisionsvermeidenden Manövers verbleibt. Die genauen Verhältnisse sind in Abb. 7.1 skizziert. Dargestellt ist der zeitliche Verlauf der TTR_{mod} für den zuvor in Abb. 6.2 beschriebenen Auffahrunfall; einmal für den Fall, dass das Systemfahrzeug mit dem dreistufigen CMS (6.4) ausgestattet ist, und einmal ohne System. Beide Fälle entwickeln sich aus identischen Anfangsbedingungen heraus und ohne Eingreifen des Fahrers. Ohne System fällt die TTR_{mod} erwartungsgemäß linear ab, bis sie nach ca. 1.23 s Null erreicht. Etwa 600 ms später endet die Situation in einer Kollision. Im Fall mit CMS wird der Fahrer durch die unmittelbare Aktivierung der ersten Stufe zunächst akustisch und nach Verstärken der Bremsenstärke auch haptisch gewarnt. Das CMS kann die Kollision zwar nicht alleine verhindern, aber der Zeitpunkt, zu dem die Kollision auch durch den Fahrer nicht mehr zu verhindern ist, verschiebt sich durch den autonomen Bremseneingriff um $\Delta\text{TTR} \approx 0.63$ s in die Zukunft.¹ Das CMS verschafft dem Fahrer ab dem Zeitpunkt der Warnung also effektiv 1.8 s, um mit einem geeigneten Manöver die Kollision selbst zu verhindern. Würde man auf die autonome Bremsung verzichten (und das CMS somit zu einem CWS degradieren) betrüge die effektive Vorwarnzeit lediglich 1.2 s.

Setzt man nun einen Fahrer voraus, der erst durch die Warnung des CMS auf die bevorstehende Kollision aufmerksam wird, und geht man weiterhin

¹Verhindert das CMS eine Kollision von ganz alleine, dann gilt $\Delta\text{TTR} = \Delta\text{TCMS} = \infty$.

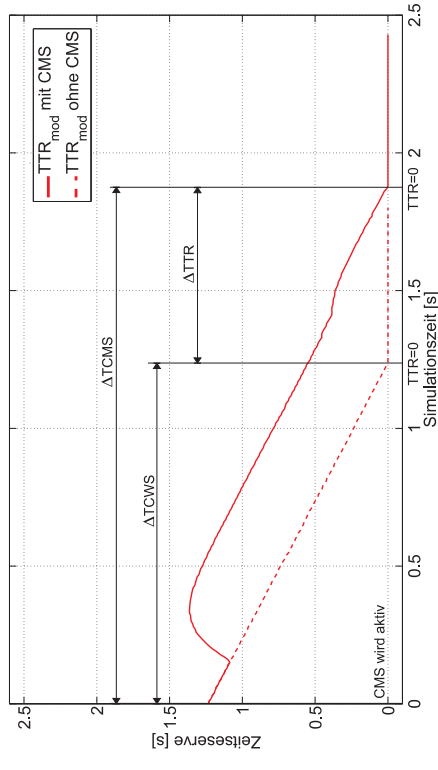


Abb. 7.1: Illustration der effektiven Vorwarnzeit ΔTCMS als Nutzenmaß im Hinblick auf eine Kollisionsvermeidung durch den Fahrer. ΔTTR bezeichnet den Reaktionszeitgewinn durch den autonomen Bremseneingriff und quantifiziert damit den zusätzlichen Nutzen gegenüber einem reinen CWS.

davon aus, dass derselbe Fahrer auch richtig reagiert – also entsprechend stark bremst, Gas gibt oder nach links bzw. rechts ausweicht, je nachdem welches der Manöver die Kollision noch zu verhindern vermag² – dann transformiert sich die effektive Vorwarnzeit ΔTCMS in eine Wahrscheinlichkeit dafür, dass der Fahrer die Kollision mit Hilfe des CMS vermeiden wird. Diese Wahrscheinlichkeit hängt dann nur noch von der Verteilung der Reaktionszeit dieses idealisierten Fahrers ab, also letztlich davon, ob ihm ausreichend Zeit zur Einleitung des Manövers verbleibt.

Zahlreiche Studien wurden durchgeführt, um die Reaktionszeiten von Fahrern auf verschiedene Reize und in verschiedenen Situationen experimentell zu ermitteln. Eine umfassende Übersicht bietet [43]. Untersuchungen zeigen außerdem, dass sich Reaktionszeiten t_r in guter Näherung durch die in Abb. 7.2 dargestellten Lognormalverteilungen modellieren lassen [20]. Als Reaktionszeit ist hierbei die Zeit zwischen dem Auftreten eines Reizes und der darauf folgenden Betätigung von Bremse, Gaspedal oder Lenkrad zu verstehen. Die Wahrscheinlichkeitsdichte ist durch

²Falls die Kollision nur noch durch Ausweichen verhindert werden kann, dann sei vorausgesetzt, dass der erforderliche Freiraum für das Manöver vorhanden ist.

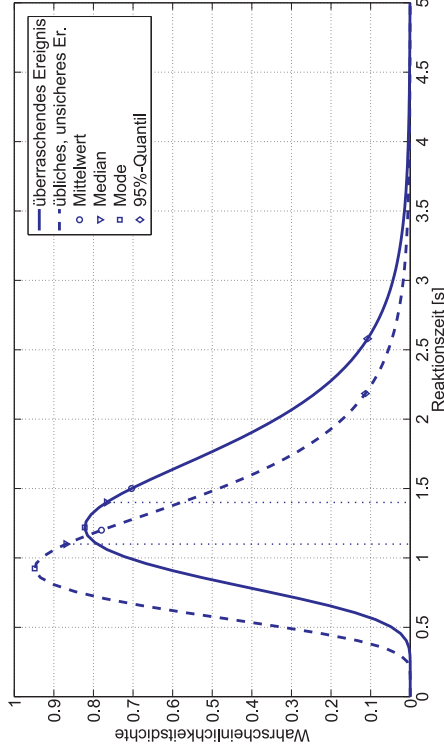


Abb. 7.2: Lognormalverteilte Fahrerreaktionszeiten für überraschende ($q_{0.5} \approx 1.4$ s) und unsichere ($q_{0.5} \approx 1.1$ s) Ereignisse.

$$p_{T_r}(t_r) = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi} t_r} \exp\left(-\frac{(\ln(t_r) - \mu)^2}{2\sigma^2}\right), \quad t_r > 0 \tag{7.1}$$

gegeben, wobei μ und σ Mittelwert und Varianz der korrespondierenden normalverteilten Zufallsvariable $\ln(T_r)$ bezeichnen. Für Mittelwert, Varianz, Mode und Median der Reaktionszeit gilt $\mathbb{E}\{T_r\} = \exp(\mu + \frac{1}{2}\sigma^2)$, $\text{var}\{T_r\} = \exp(2\mu + \sigma^2)(\exp(\sigma^2) - 1)$, $\text{mod}\{T_r\} = \exp(\mu - \sigma^2)$ und $q_{0.5}\{T_r\} = \exp(\mu)$. Die Reaktion auf unsichere, aber übliche Reize, wie z. B. das Aufleuchten von Bremslichtern, erfolgt im Mittel schneller als die Reaktion auf überraschende Ereignisse wie etwa das plötzliche Auftauchen eines Hindernisses. Die Ursache hierfür wird in der längeren Planungsphase vermutet. Weiterhin fallen die Reaktionszeiten für Lenkmanöver um ca. 200–300 ms geringer aus als die Reaktionszeiten für das Treten des Bremspedals. Dies ist dem Umstand geschuldet, dass das Lenkrad i. A. sofort griffbereit ist, während der Fuß oftmals erst noch umgesetzt werden muss. Da dieser Unterschied durch das rasche Eingreifen des adaptiven BAS sowie die zum Lenken benötigte Zeit zumindest teilweise kompensiert wird, wird er im Rahmen dieser Arbeit vernachlässigt. Legt man dem Auffahrunfall-Beispiel die Verteilung für unsichere Ereignisse zugrunde, dann entspricht die effektive Vorwarnzeit von 1.8 s einer Kollisionsvermeidungswahrscheinlichkeit von 88 %.

Setzt man hingegen einen Fahrer voraus, der aufgrund seiner schlech-

ten Konditionierung überhaupt keine Reaktion zeigt, dann erwächst aus der effektiven Vorwarnzeit – abgesehen vom dem Fall, dass das CMS die Kollision alleine verhindert – kein quantifizierbarer Nutzen. In diesem Fall sind vielmehr die jeweiligen Kollisionsgeschwindigkeiten von Systemfahrzeug und Hindernis ausschlaggebend. Für das Auffahrunfall-Beispiel gilt

$$\begin{pmatrix} v_{ego,coll,S} \\ v_{obj,coll,S} \\ v_{ego,coll,C} \\ v_{obj,coll,C} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 17 \\ 0 \\ 5.19 \\ 0 \end{pmatrix} \text{ m/s,} \tag{7.2}$$

wobei die Indizes S und C den Standard- bzw. CMS-Fall bezeichnen. Aus (7.2), der bekannten Kollisionsgeometrie sowie ggf. weiteren Annahmen lassen sich prinzipiell aussagekräftigere Nutzenmaße ableiten. Aufgrund ihrer leichten Darstellbarkeit soll als ergänzende Kenngröße jedoch nur die Reduktion des Betrags der vektoriellen Relativgeschwindigkeit zum jeweiligen Kollisionszeitpunkt herangezogen werden. Im vorliegenden Fall berechnet sich diese vereinfachend zu

$$\begin{aligned} \Delta v_{coll} &= |v_{ego,coll,S} - v_{obj,coll,S}| - |v_{ego,coll,C} - v_{obj,coll,C}| \\ &= v_{coll,S} - v_{coll,C} = 11.81 \text{ m/s.} \end{aligned} \tag{7.3}$$

Schließlich bleibt noch anzumerken, dass mit dem Zuwachs an Sicherheit auch ein finanzieller Nutzen verbunden ist. Das reduzierte Unfall- bzw. Verletzungsrisiko schlägt sich ggf. in individuell niedrigeren Unfallkosten nieder. Von Seiten der Versicherungswirtschaft wird zudem bemerkt, dass eine Reduktion der Unfallquote und -schwere in einer Beitragsminderung resultieren kann [113]. Dies würde einen weiteren Anreiz für den Erwerb entsprechender ausgestatteter Fahrzeuge schaffen. Schliesslich reduziert sich auch der durch Stau verursachte volkswirtschaftlichen Schaden.

7.2 Simulationsumgebung

Praktische Untersuchungen zum Systemnutzen sind mit einem beachtlichen Zeit- und Kostenaufwand verbunden. Dies gilt vor allem in Situationen, in denen ein zerstörungsfreies Testen nicht möglich ist. Soll weiterhin eine Vielzahl von Parametern variiert werden, so verbleibt im vorliegenden Fall nur die Möglichkeit der simulativen Analyse. Im Rahmen dieser Arbeit ist eine Simulationsumgebung entstanden, mit der alle nachfolgenden Analysen durchgeführt wurden. Sie soll daher kurz beschrieben werden.

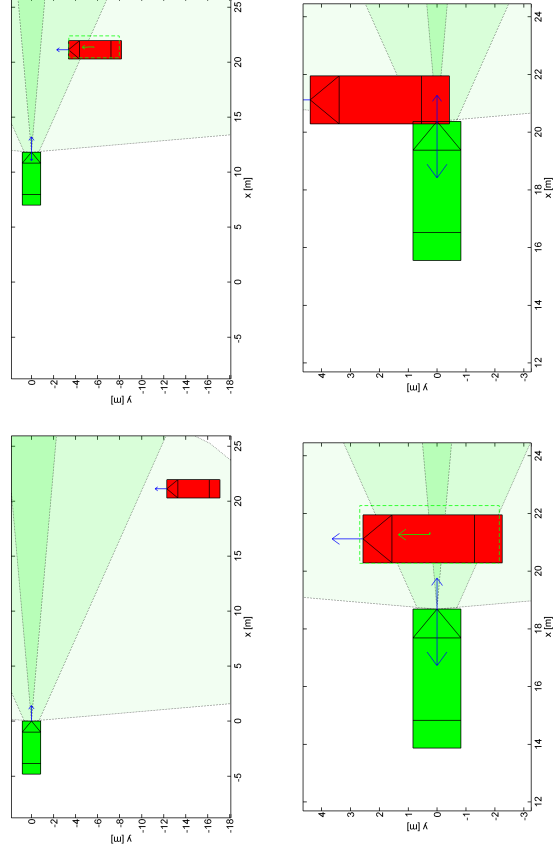


Abb. 7.3: Momentaufnahmen einer simulierten Querverkehrssituation. Das von links einfahrende Systemfahrzeug ist mit einem CMS ausgestattet, das zu regel beginnt, sobald der von unten einfahrende Standard-PKW von der Sensorik erkannt wird (illustriert durch den gestrichelten Rahmen). Die Kollision wird nicht autonom verhindert.

Kern der in MATLAB geschriebenen Simulationsumgebung ist die dynamische Vorwärtssimulation zweier einfacher Fahrzeugmodelle. Eine konstante Schrittlänge von 20 ms gewährleistet eine akkurate Wiedergabe des Regelverhaltens. Beide Fahrzeuge können individuell parametrisiert werden. Neben geometrischen Vorgaben wie Länge, Breite, Achsstand, Überhang und äußerem Wendekreisradius ist auch die Dynamik der Bremse frei einstellbar. In den nachfolgenden Simulationen approximieren beide Fahrzeuge jeweils eine Mercedes E-Klasse. Jedes Fahrzeug kam mit verschiedenen Sensorkonfigurationen und CMS-Parametrisierungen ausgestattet werden. Obwohl auch aufwändigere Sensormodelle implementiert sind [V7], kommen in dieser Arbeit nur „ideale“ Sensoren zum Einsatz. Bei diesen werden die beobachtbaren Objektzustände stets fehlerfrei geschätzt. Der Öffnungswinkel ist variabel und wird in den nachfolgenden Simulationen auch variiert. Weiterhin ist eine seitliche Sichtbegrenzung zuschaltbar, mit der sich die typischen Sicht-

behinderungen realer Kreuzungssituationen nachbilden lassen. Objekte, die sich nur teilweise im Sichtbereich des idealen Sensors befinden, werden mit systematischen Fehlern in Ablage und Breite geschätzt; Objekte außerhalb werden nicht erkannt. Unbeobachtbare Zustände wie Reibwert, longitudinale Ausdehnung und Beschleunigungspotential des Objekts müssen in der Praxis sinnvoll festgelegt werden. Dies gilt gleichermaßen für die Simulation, obwohl hier die wahren Größen zur Verfügung stünden. Der Reibwert wurde in allen Simulationen zu $\mu := 1$ festgelegt, was in $a_{\min} = -9.81 \text{ m/s}^2$ und $a_{\text{rad}} = 7.85 \text{ m/s}^2$ resultiert. Es ist kein regelndes Fahrermodell implementiert. Die „Fahrer“ bleiben vielmehr rein passiv, so dass jede Änderung der Beschleunigung – von der Nichtlinearität beim Stillstand abgesehen – auf einen CMS-Eingriff zurückzuführen ist. Da die im letzten Abschnitt definierten Nutzenmaße die Annahme eines unaufmerksamen, passiven Fahrers geradezu voraussetzen, stellt das Fehlen eines solchen Modells keine Einschränkung dar.

Eine konkrete Verkehrssituation wird durch entsprechende Anfangszustände definiert. Das Systemfahrzeug³ wird immer am Ursprung eines globalen, erdfernten Koordinatensystems platziert, das Objektfahrzeug relativ hierzu mit einem gewünschten Orientierungswinkel. Die initialen Fahrgeschwindigkeiten, -beschleunigungen und -radien sind ebenfalls vorzugeben. Für jede derart definierte Situation können bei Bedarf mehrere Simulationen durchgeführt werden, z.B. eine, in der die Fahrzeuge mit ihren jeweiligen CMS ausgestattet sind, und eine, in der keines der Fahrzeuge mit einem CMS ausgerüstet ist. Der Vergleich der Simulationsergebnisse ermöglicht dann eine Bewertung des CMS für die gegebene Ausgangssituation. Eine Simulation wird gestoppt, sobald es zur Kollision kommt oder die Fahrzeuge einander passiert haben.

Die Simulationsumgebung umfasst weitere Module zur Visualisierung dynamischer Abläufe (siehe Abb. 7.3), zur Darstellung relevanter Signale, zur gesonderten Optimierung von Anfangswerten, zur stochastischen Simulation ganzer Situationenklassen im Batch-Betrieb sowie zu deren Auswertung.

7.3 Analysemethoden

Selbst unter den genannten Einschränkungen hängt der Nutzen von folgenden Faktoren ab:

- Den dynamischen Anfangsbedingungen der Situation (siehe (5.2))

³Falls beide Fahrzeuge mit einem CMS ausgestattet sind, ist diese Bezeichnung leider nicht eindeutig.

- Der Auslegung des Regeleingriffs (siehe (6.4-6.5))
- Der Parametrierung der Einschererbarriere (siehe Abb. 5.10)
- Dem Öffnungswinkel und der seitlichen Sichtbegrenzung des Sensors

In Summe korrespondieren diese Faktoren mit bis zu 16 unabhängigen Einflussgrößen, wobei die beiden letztgenannten Faktoren hauptsächlich Querverkehrssituationen betreffen. Schon aus Aufwandsgründen verbietet sich eine vollständige simulative Identifikation der funktionalen Abhängigkeiten des Systemnutzens von all seinen Einflussgrößen. Das Ergebnis wäre als 16-stellige Funktion aber ohnehin kaum darstellbar. Mit den zwei nachfolgend beschriebenen Methoden ist dennoch eine aussagekräftige Nutzenanalyse möglich.

Bei der ersten Methode wird die Beherrschbarkeit gefährlicher Verkehrssituationen analysiert. Dazu werden alle oben genannten Freiheitsgrade mit Ausnahme des Objektabstands x_{obj} fest vorgegeben. Die dynamischen Anfangsbedingungen werden derart festgelegt, dass es ohne Unterstützung eines CMS zur Kollision zwischen Systemfahrzeug und Objekt kommt. Das Systemfahrzeug wird mit der zu untersuchenden CMS-Konfiguration ausgestattet. Mittels einer Optimierung wird nun nach dem kleinstmöglichen Objektabstand gesucht, für den sich eine effektive Vorwarnzeit von $\Delta TCMS \geq q_{0.5}(T_r)$ einstellt. Das Ergebnis dieser Optimierung sei als beherrschbarer Abstand $x_{obj,ctrl}$ bezeichnet. Dieser gibt an, welcher longitudinale Abstand eingehalten werden muss, damit die Hälfte aller unaufmerksamen Fahrer die Kollision bei den vorgegebenen Bewegungsmomenten mit Hilfe des CMS vermeiden können. Angewandt auf typische Gefahrensituationen verschafft eine solche Analyse also einen ersten Überblick über die Leistungsfähigkeit eines CMS. Ein Nachteil dieser Methode ist jedoch, dass pro Analyse lediglich zwei Bewegungsmomente variiert werden können, da sonst die grafische Darstellbarkeit verloren geht.

Die zweite Analyse-methode – die stochastische Nutzenanalyse – unterliegt nicht dieser Einschränkung. Ihr liegt die Idee zugrunde, mittels einer Monte Carlo Simulation den erwarteten Systemnutzen für ein vorgegebenes Gebiet des Situationsraums zu bestimmen. Zu kleine Gebiete sind dabei ebenso wenig sinnvoll wie die Mittelung über den ganzen Situationsraum. Der erste Ansatz entbehrt der typischen Variationen, denen man im Straßenverkehr begegnet, wohingegen der zweite Ansatz die Kenntnis der statistischen Verteilung aller repräsentierten Verkehrssituationen voraussetzt und keine differenzierten Rückschlüsse ermöglicht. Diese Schwierigkeit wird dadurch umgangen, dass der Situationsraum in Situationsklassen gewünschter Granularität partitioniert wird, die jeweils qualitativ gleichartige

Situationen beinhalten. Jede Situationsklasse wird durch eine Hyperfläche $\partial F \subset \mathbb{R}^{\dim(\mathbf{x})-1}$ von Anfangszuständen definiert und separat analysiert. Dazu wird auf der Hyperfläche eine ausreichend große Stichprobe gleichverteilter Anfangszustände gezogen. Jeder Anfangszustand identifiziert eine Trajektorie $\mathbf{x}(t)$ durch den gemeinsamen Zustandsraum $\mathbb{R}^{\dim(\mathbf{x})}$ aus Systemfahrzeug- und Objektzuständen. Das geschilderte Ziehen der Stichprobe stellt sicher, dass alle Trajektorien, die ∂F durchdringen, gleichermaßen gewichtet werden, unabhängig davon, wie die Trajektorien im weiteren Verlauf durch das Volumen kontrahieren oder expandieren.⁴ Jeder Anfangszustand gibt nun Anlass zu zwei dynamischen Simulationen: Eine, in der das Systemfahrzeug – ggf. auch das Objekt! – mit der zu bewertenden CMS-Konfiguration ausstattet ist, und eine, in der keines der Fahrzeuge ein CMS hat.⁵ Ein Vergleich beider Varianten erlaubt die Berechnung des mittleren Nutzens für die gegebene Situationsklasse.

Für die stochastische Nutzenanalyse werden folgende Ereignisse definiert: S bezeichne das Ereignis, dass es im Standard-Fall zur Kollision kommt. Analog hierzu bezeichne \bar{C}_0 das Ereignis, dass sich im korrespondierenden CMS-Fall keine Kollision ereignet. \bar{C}_1 bezeichne den Fall, dass es mit der Unterstützung des Fahrers des Systemfahrzeugs nicht zur Kollision kommt. Hierzu muss das CMS den Fahrer des Systemfahrzeugs mit einer effektiven Vorwarnzeit versorgen, die größer als dessen Reaktionszeit ist. Entsprechend bezeichne \bar{C}_2 den Umstand, dass sich mit Unterstützung beider Fahrer keine Kollision ereignet. Offensichtlich gilt $\bar{C}_0 \Rightarrow \bar{C}_1 \Rightarrow \bar{C}_2$, der Umkehrschluss ist jedoch nicht zulässig. Aufbauend auf diesen Definitionen werden nun die folgenden Nutzenmaße abgeleitet:

$$\Pr(\bar{C}_0 | S) = \frac{\Pr(\bar{C}_0, S)}{\Pr(S)} \approx \frac{N(\bar{C}_0 \cap S)/N_{sim}}{N(S)/N_{sim}} = \frac{N(\bar{C}_0 \cap S)}{N(S)} \quad (7.4a)$$

$$\Pr(\bar{C}_1 | S) = \frac{\Pr(\bar{C}_1, S)}{\Pr(S)} \approx \frac{1}{N(S)} \sum_{i \in \lambda(S)} \Pr(T_r \leq \Delta TCMS_{ego}(i)) \quad (7.4b)$$

$$\Pr(\bar{C}_2 | S) \approx \frac{1}{N(S)} \sum_{i \in \lambda(S)} \Pr(T_r \leq \Delta TCMS_{ego}(i) \vee T_r \leq \Delta TCMS_{obj}(i))$$

⁴Ob die Hyperflächen auf eine disjunkte Partitionierung des Situationsraums führen, spielt nur eine untergeordnete Rolle.

⁵Wo erforderlich werden beide Varianten mit den Indizes C (für CMS) bzw. S (für Standard) gekennzeichnet.

$$= \frac{1}{N(S)} \sum_{i \in \lambda(S)} \left[1 - \Pr(T_r > \Delta \text{TCMS}_{ego}(i)) \right] \quad (7.4c)$$

$$\Pr(T_r > \Delta \text{TCMS}_{obj}(i)) \quad (7.4c)$$

$\lambda(\cdot)$ bezeichnet die Indexmenge aller Simulationspaare, in denen das entsprechende Ereignis eintritt, $N(\cdot)$ deren Anzahl und N_{sim} den Stichprobenumfang. $\Pr(C_0 | S)$ gibt die Wahrscheinlichkeit an, mit der die analysierte CMS-Konfiguration Kollisionen autonom verhindert; (7.4b) und (7.4c) setzen die Mitwirkung des Fahrers bzw. beider Fahrer voraus. Letzteres ist nur im Fall von Querverkehr oder Gegenverkehr interessant, wegen $\Delta \text{TCMS}_{obj} \equiv 0$ s jedoch nicht bei gewöhnlichem Mitverkehr. Der Erwartungswert der absoluten bzw. relativen Reduktion des Betrags der vektoriellen Relativgeschwindigkeit der Kollisionspartner wird als ergänzendes Nutzenmaß herangezogen,

$$\mathbb{E}\{\Delta v_{coll}\} \triangleq \mathbb{E}\{\Delta v_{coll} | C_0, S\} \approx \frac{1}{N(C_0 \cap S)} \sum_{i \in \lambda(C_0 \cap S)} \Delta v_{coll}(i) \quad (7.5a)$$

$$\mathbb{E}\{\Delta v_{coll,rel}\} \approx \frac{1}{N(C_0 \cap S)} \sum_{i \in \lambda(C_0 \cap S)} \frac{\Delta v_{coll}(i)}{v_{coll,S}(i)}. \quad (7.5b)$$

Das Hauptaugenmerk liegt jedoch bei den Wahrscheinlichkeiten (7.4), welche den Nutzen eines CMS im Hinblick auf die Vermeidung von Kollisionen widerspiegeln. Jeder nachfolgend analysierten Situationsklasse liegt eine Stichprobe von $N_{sim} = 500$ Simulationspaaren zugrunde. Entscheidend für die Berechnung in (7.4) ist jedoch nur die Anzahl N_S der Situationen, in denen es ohne CMS zur Kollision kommt. Für (7.5) sind nur diejenigen Situationen ausschlaggebend, in denen das CMS eine Kollision nicht autonom verhindern kann.

7.4 Mitverkehr

Kollisionen mit Mitverkehr – also Situationen, in denen das Systemfahrzeug mit einem Verkehrsteilnehmer kollidiert, der sich entlang derselben Fahrtrichtung bewegt – stellen den Hauptanwendungsfall von CMS dar. Die Hauptursachen solcher Unfälle sind Abstandsfehler bzw. nicht angepasste Geschwindigkeit [104]. Kollisionen können aber auch dadurch entstehen, dass ein langsam auf der Nachbarspur Fahrer in gefährlicher Weise einschert.

7.4.1 Beherrschbarkeit von Auffahrunfallgefahren

Der beherrschbare Abstand wurde anhand zweier typischer Situationen ermittelt: zentrales sowie versetztes Auffahren auf einen voraus fahrenden PKW. Die Geschwindigkeiten beider Fahrzeuge wurden von 4 m/s bis 22 m/s variiert. Das herannahende Systemfahrzeug wurde stets mit $a_{ego}(0) := 0 \text{ m/s}^2$ initialisiert, so dass es sich bis zum Eingreifen des CMS unbeschleunigt bewegt. Für das Hindernis wurden die sechs diskreten Fälle $a_{obj}(0) = \{0, -2, -4, -6, -8, -50\} \text{ m/s}^2$ untersucht, d. h. der voraus fahrende PKW bremsst mit konstanter Verzögerung bis in den Stillstand. Im Fall $a_{obj}(0) = 0 \text{ m/s}^2$ existiert der beherrschbare Abstand $x_{obj,ctrl}(0)$ jedoch nur für $v_{ego}(0) > v_{obj}(0)$. Der Fall $a_{obj} = -50 \text{ m/s}^2$ modelliert das ungebremste Auffahren auf ein Stauende.

Abb. 7.4 zeigt die Ergebnisse für zentrales Auffahren mit dem dreistufigen CMS (6.4). Die entsprechenden Ergebnisse für das Auffahren auf einen um die halbe Fahrzeugbreite versetzten PKW sind in Abb. 7.6 dargestellt. Es zeigen sich leichte Vorteile beim versetzten Auffahren, vor allem bei hohen Systemfahrzeuggeschwindigkeiten. Dies steht jedoch nicht im Widerspruch zu den Aussagen in Abschnitt 5.7. Ceteris paribus führt der laterale Versatz des Hindernisses zu einer Erhöhung der TTS bei gleichbleibender TTB. Bei hinreichend hohen Relativgeschwindigkeiten – im dynamischen Kontext ggf. auch bei ausreichend negativem a_{obj} – gilt $\text{TTS} > \text{TTB}$, sodass sich durch die Erhöhung der TTS auch die TTR erhöht. Das CMS muss bzw. „darf“ mit dem Eingriff also so lange warten, bis diese versatzbedingte Erhöhung der TTR durch die Zuspitzung der Situation wieder kompensiert ist. Da sich das Nutzenmaß ΔTCMS auf das Ereignis $\text{TTR} = 0$ bezieht, kann sich ein Versatz also positiv auswirken. Ein Nachteil entsteht allerdings dann, wenn entgegen der Annahmen kein Platz zum Ausweichen vorhanden wäre.

Abb. 7.5 und 7.7 illustrieren die Erhöhung des beherrschbaren Abstands beim Übergang vom drei- zum zweistufigen CMS (6.5). In bestimmten Situationen erhöht sich $x_{obj,ctrl}$ um knapp 15%. Abb. 7.8 zeigt in aufbereiteter Form die Ergebnisse des dreistufigen CMS für Kolonnenfahrten. Bei diesen folgt das Systemfahrzeug dem voraus fahrenden PKW mit stationärem Abstand, bis dieser schließlich bremsst. In Abb. 7.8(b) sind mit $x_{obj,ctrl}$ korrespondierende Zeitmaße dargestellt. Hervorzuheben ist diesbezüglich der Zeitabstand (TH, *Time Headway*) zum voraus fahrenden, definiert als

$$\text{TH} = \frac{x_{obj} \triangleq x_{obj,ctrl}}{v_{ego} - v_{ego}(0)}. \quad (7.6)$$

Die im Fahrschulunterricht gelehrt „Tacho-Halbe“-Regel entspricht einem empföhlenen Zeitabstand von 1.8 s. Im Vergleich hierzu verbleibt der be-

herrschbare Zeitabstand beim dreistufigen CMS selbst bei einer Notbremsung des voraus Fahrenen unterhalb von 0.6 s. Dies zeigt eindrucksvoll das Potential zur Kollisionsvermeidung auf, unterstreicht aber gleichzeitig die Notwendigkeit von Maßnahmen gegen beabsichtigten Missbrauch.

7.4.2 Leistungsfähigkeit des Systems in zwei wichtigen Situationenenklassen: Notbremsen und Einsichern

Da die Analyse des beherrschbaren Abstands das Leistungsvermögen des CMS in Mitverkehrsituationen schon nahezu vollständig charakterisiert, soll die stochastische Nutzenanalyse lediglich für die zwei in Tab. 7.1 definierten Situationsklassen durchgeführt werden.

Die als M1 bezeichnete Klasse repräsentiert Situationen, in denen ein voraus fahrender, langsamer PKW in gefährlicher Weise in die Fahrspur des Systemfahrzeugs einschert. Zwar bremst der PKW nicht, aber zu dem Zeitpunkt, zu dem seine Relevanz erkannt wird, ist sein Abstand mit maximal 10 m verhältnismäßig gering. Eine andere Interpretation dieser Situation wäre, dass der Fahrer des Systemfahrzeugs selbst versehentlich auf die langsamere Nachbarspur lenkt. Die Klasse M2 beschreibt eine Auffahrunfallsituation, bei dem ein zentral voraus fahrender, langsamer PKW eine Notbremsung durchführt. Das Systemfahrzeug hat zu Beginn der Situation noch einen komfortablen Abstand von 35–45 m zum Objekt. Dieser wäre kaum gefährlich, würde der voraus Fahrende nicht bremsen. Die recht überzeugenden Simulationsergebnisse sind in Tab. 7.2 aufgelistet.

Tab. 7.1: Definition der Situationsklassen M1 und M2

Sit.	v_{ego} [m/s]	v_{obj} [m/s]	$-a_{obj}$ [m/s ²]	x_{obj} [m]
M1	[11,17]	[5,8]	0.0	[0.2,10.0]
M2 [†]	[11,17]	[5,8]	[6,9.5]	[35,45]

[†]Anfangszustände werden auf dem Rand des Volumens erzeugt

Tab. 7.2: Ergebnisse der stochastischen Nutzenanalyse für Mitverkehr bei zwei- und dreistufigem CMS (erste bzw. zweite Spalte). Wahrscheinlichkeiten in [%], Δv_{coll} in [m/s], Werte in Klammern entsprechen (7.5b) in [%].

Sit.	$\Pr(\bar{C}_0 S)$	$\Pr(\bar{C}_1 S)$	$\mathbb{E}\{\Delta v_{coll}\}$ [%]			
M1	23	36	28	40	2.3 (29)	2.5 (31)
M2	72	73	99	99	11.3 (71)	12.5 (78)

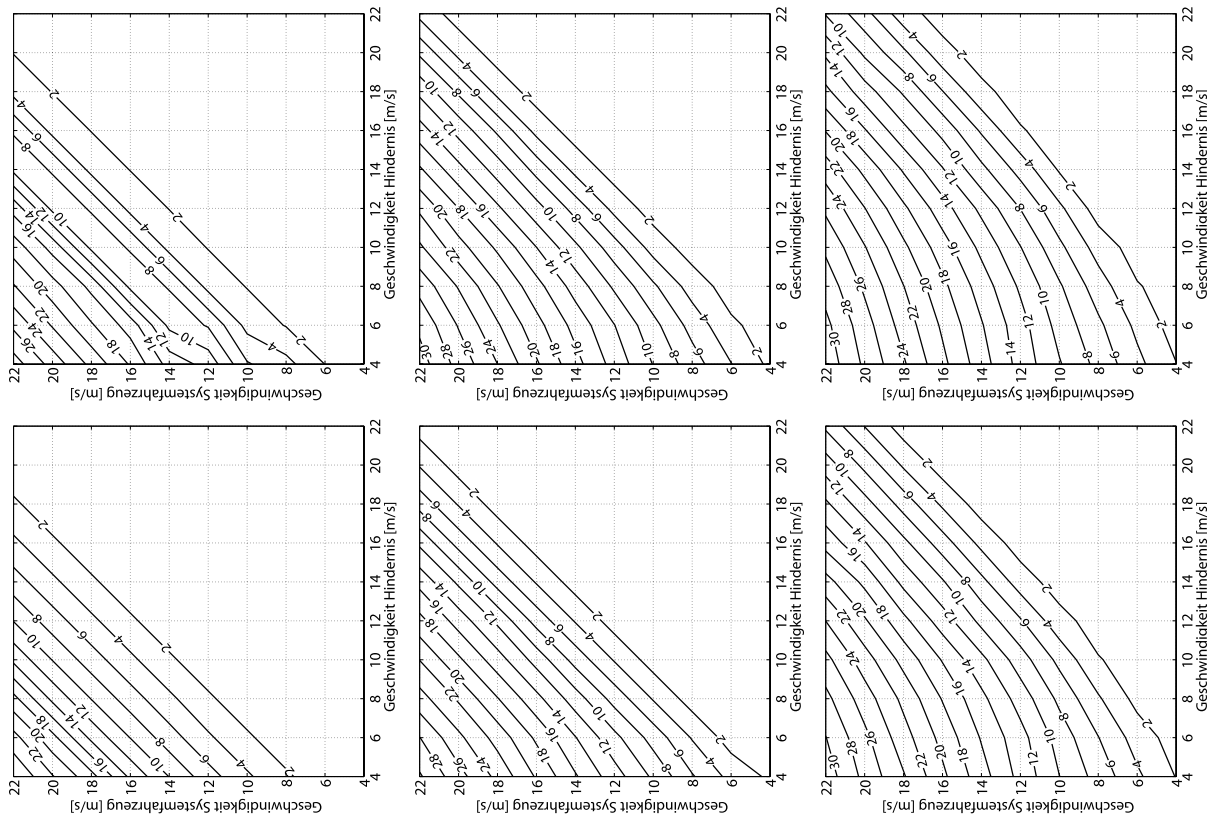


Abb. 7.4: Beherrschbarer Abstand [m] mit dreistufigem CMS bei zentraler Auffahrt auf voraus fahrenden PKW für $a_{obj} = \{0, -2, -4, -6, -8, -50\}$ m/s² (von oben links nach unten rechts), dargestellt als Höhenlinien.

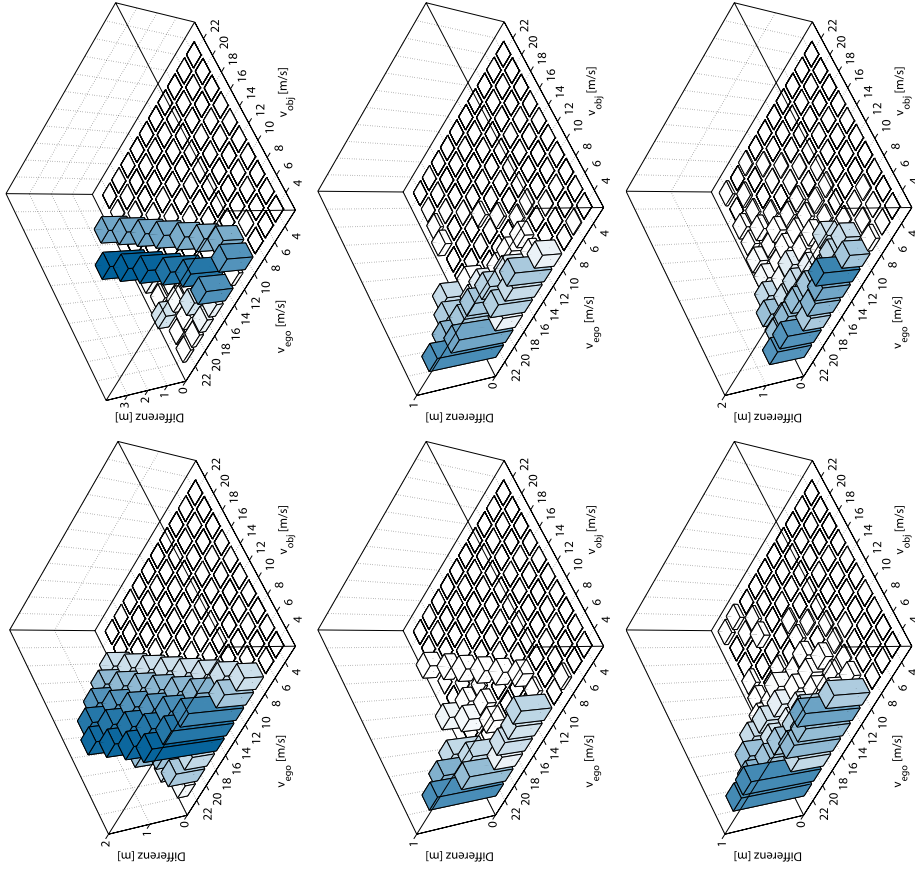


Abb. 7.5: Erhöhung des beherrschbaren Abstands beim Übergang vom dreistufigen zum zweistufigen CMS, vgl. Abb. 7.4. Für $a_{obj} = 0 \text{ m/s}^2$ (oben links) und $a_{obj} = -2 \text{ m/s}^2$ (oben rechts) sind die Einbußen mit 1–2 m am deutlichsten. Tendenziell gilt: Je stärker der voraus fahrende PKW bremst, desto geringer ist die Verbesserung durch das dreistufige CMS. Weil sich die Situation nämlich wesentlich verbessern könnte, indem der voraus fahrende von der Bremse geht ($\rightarrow TTR_{max}$), kann die zweite Stufe des dreistufigen CMS ihre Wirkung nicht entfalten. Der Vorteil entsteht hauptsächlich durch die frühere Aktivierung der ersten Stufe.

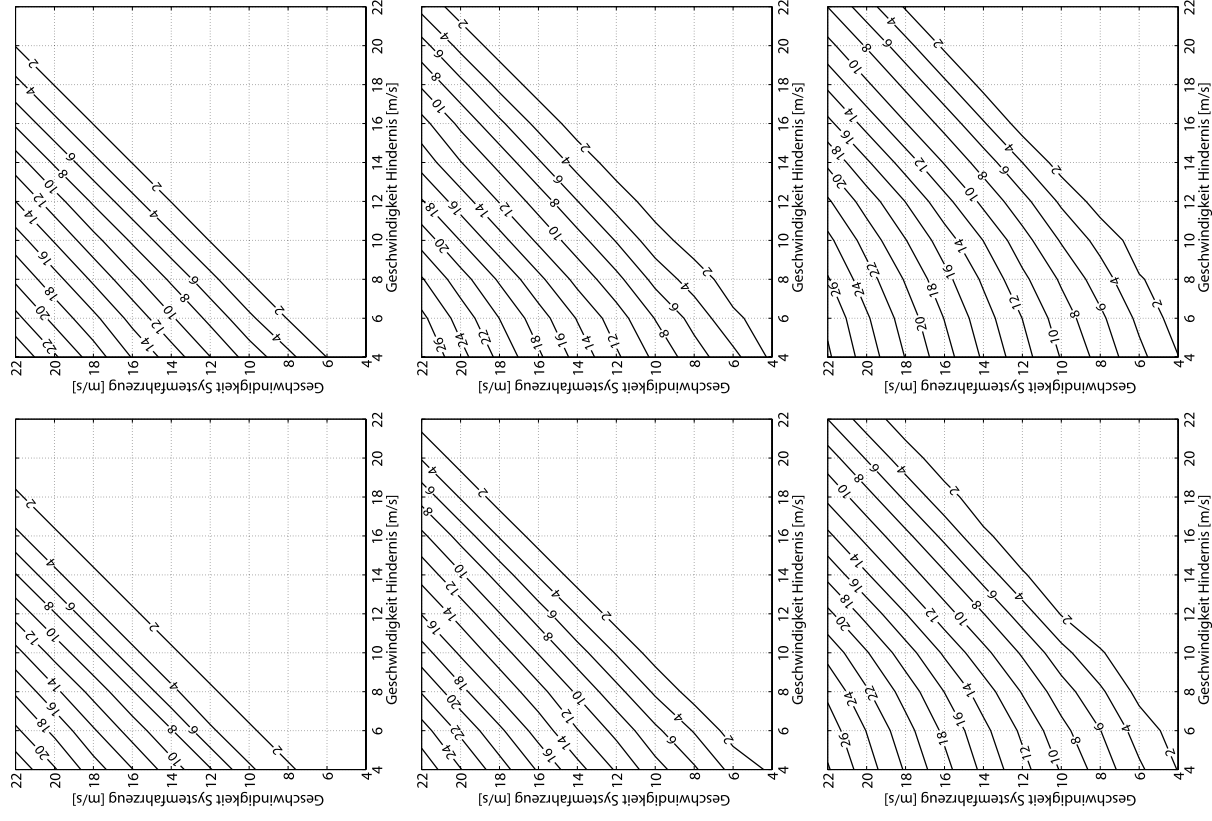


Abb. 7.6: Beherrschbarer Abstand [m] mit dreistufigem CMS bei versetzter Auffahrt ($y_{obj} = 0.8 \text{ m}$) auf voraus fahrenden PKW. Die Resultate sind etwas besser als bei zentraler Auffahrt, vgl. Abb. 7.4.

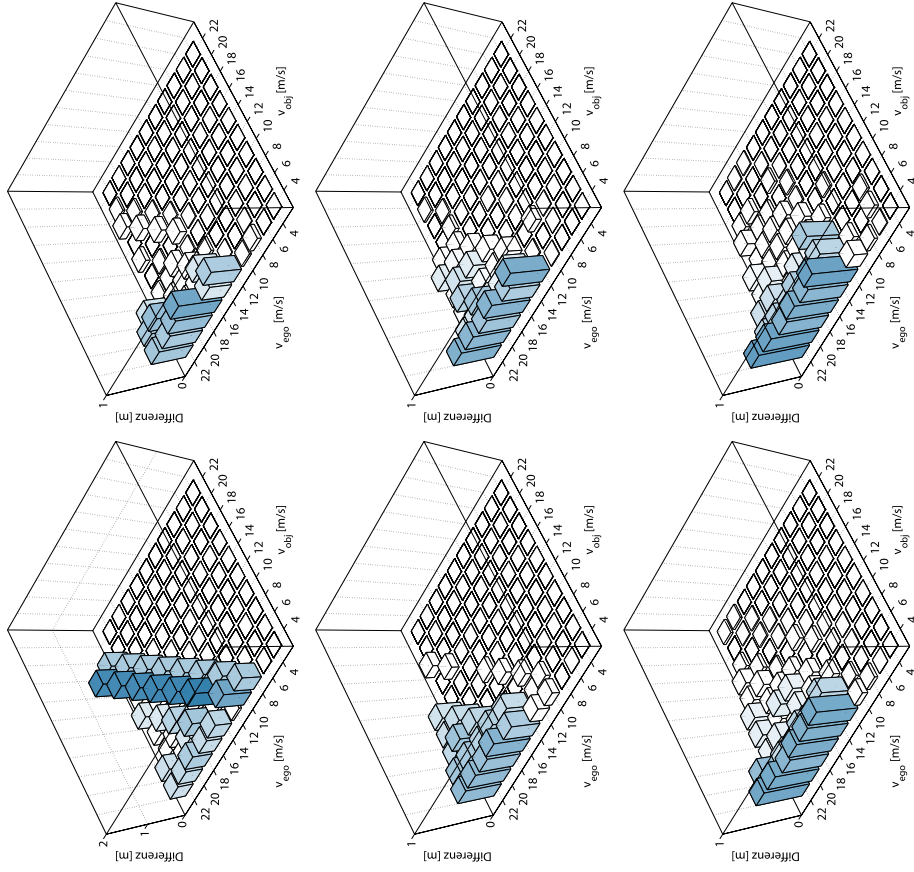
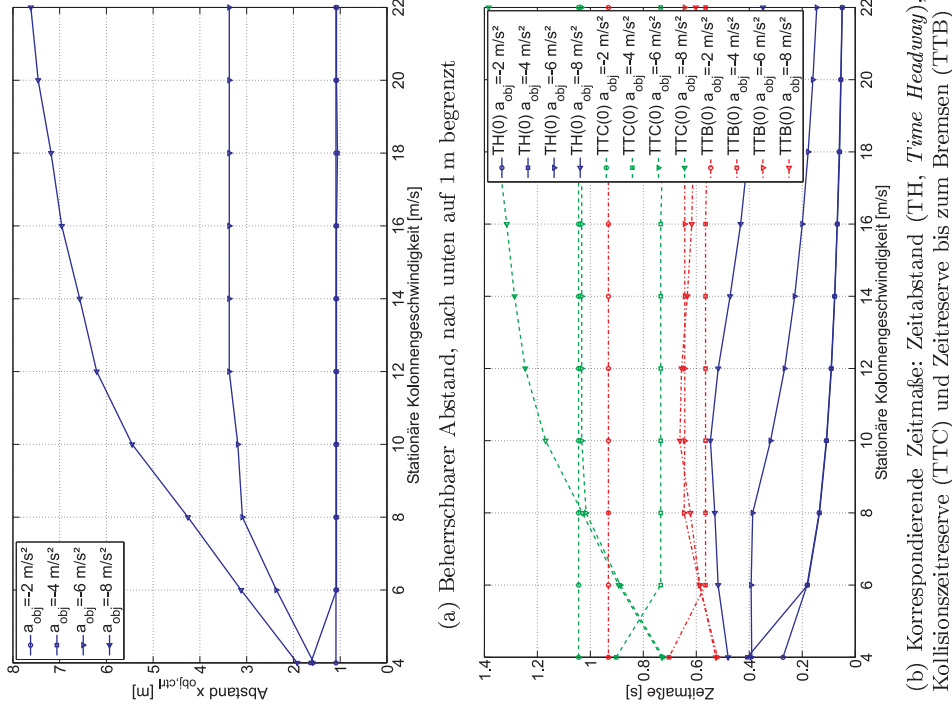


Abb. 7.7: Erhöhung des beherrschbaren Abstands beim Übergang vom dreistufigen CMS zum zweistufigen CMS, vgl. Abb. 7.6. Die Unterschiede fallen etwas geringer aus als im Fall der zentralen Auffahrt.



(a) Beherrschbarer A bstand, nach unten auf 1 m begrenzt

(b) Korrespondierende Zeitmaße: Zeitabstand (TH, Time Headway), Kollisionszeitreserve (TTC) und Zeitreserve bis zum Bremsen (TTB)

Abb. 7.8: Beherrschbarer Abstand und korrespondierende Zeitmaße mit dreistufigem CMS bei zentraler ($y_{obj} = 0$ m), stationärer Kolonnenfahrt hinter voraus fahrendem PKW. Bei Kolonnenfahrt gilt $v_{ego}(0) \equiv v_{obj}(0)$. Dies entspricht den Diagonalen in Abb. 7.4.

7.5 Querverkehr

Kollisionen mit Querverkehr stellen einen weiteren wichtigen Anwendungsfall von CMS dar [77], dem in der Literatur bislang recht wenig Beachtung geschenkt wurde. Die Analyse gestaltet sich wesentlich aufwändiger als beim Mitverkehr. Einerseits hat der Öffnungswinkel der Sensorik Einfluss auf die Objekterkennung: je größer der Öffnungswinkel, desto früher können querende Hindernisse prinzipiell erkannt werden. Andererseits ist der Sichtbereich oftmals durch Bebauungen oder parkende Fahrzeuge eingeschränkt. Dies führt dazu, dass der zusätzliche Nutzen durch größere Öffnungswinkel nach oben begrenzt ist.

Schließlich muss auch der Fall beleuchtet werden, in dem zwei CMS-Fahrzeuge aufeinander treffen. Dies kann zu einer komplizierten Kopplung führen, deren Auswirkung nicht so einfach zu durchschauen ist. Wie in [V7] schon demonstriert wurde, können die gegenseitigen Rückwirkungen zweier CMS in bestimmten Situationen Kollisionen sogar begünstigen. Bewegen sich beispielsweise zwei identisch parametrisierte CMS-Fahrzeuge mit gleicher Geschwindigkeit und aus gleichem Abstand auf einen Kreuzungspunkt zu, dann sind ihre Reaktionen aus Symmetriegründen identisch. Sofern nicht beide Fahrzeuge vor der potentiellen Kollisionszone zum Stillstand kommen, kollidieren sie notgedrungen an den vorderen Ecken. In derartigen Situationen ließe sich die Kollision ggf. vermeiden, wenn nur eines der Fahrzeuge bremsen würde. Kooperative Regelstrategien [44, 34] böten einen möglichen Ausweg aus diesem Dilemma, bedürften jedoch einer übergeordneten Kontrollschicht, welche die Regeleingriffe koordiniert.

Erschwerend kommt hinzu, dass das den Kollisionsvermeidungswahrscheinlichkeiten (7.4) zugrunde liegende Ereignis $TTR = 0$ bei gekoppelten CMS numerisch nicht mehr so einfach zu bestimmen ist, da ein Manöver am Systemfahrzeug auch das Verhalten des Objekts beeinflusst und umgekehrt. Eine exakte Berechnung der wahren „letzten Fluchtmöglichkeit“ führt auf die mathematisch äußerst anspruchsvolle Theorie der Differentialspiele [71, 82]. In dieser Arbeit wird daher ein akausaler Näherungswert ermittelt, indem der Zeitpunkt des Ereignisses $TTR_{mod} = 0$ vom Kollisionszeitpunkt ab rückwärts gesucht wird.

7.5.1 Szenendefinition

Abb. 7.9 zeigt exemplarisch die den Analysen zugrunde liegende Ausgangssituation. Obwohl diese einfache Querverkehrsszene der Komplexität realer Kreuzungssituationen natürlich nicht gerecht werden kann [50], lassen sich

an ihr dennoch die wesentlichen Erkenntnisse ableiten.

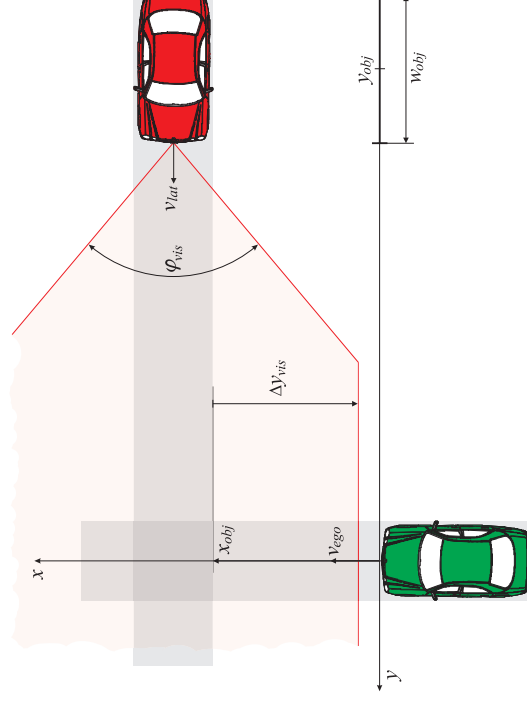


Abb. 7.9: Ausgangssituation bei Querverkehr. Die Bewegungszustände werden aus Sicht des Systemfahrzeugs definiert. Der effektive Sichtbereich der Sensorik ist durch den Öffnungswinkel φ_{vis} und die seitliche Sichtbegrenzung Δy_{vis} festgelegt (das Sensorsichtfeld des Systemfahrzeugs ist aus Gründen der Übersichtlichkeit nicht dargestellt).

Tab. 7.3: Im Rahmen der stochastischen Nutzenanalyse untersuchte Konfigurationen. Der Sensor „Kommunikation“ entspricht einem Öffnungswinkel von 360° ohne Sichtfeld einschränkung.

Konf.	CMS Systemfzg.	CMS Objektfzg.	Sensormodell
A	2-stufig	-	$\varphi_{vis} = \pm 40^\circ, \Delta y_{vis} = \pm 4 \text{ m}$
B	2-stufig	2-stufig	$\varphi_{vis} = \pm 40^\circ, \Delta y_{vis} = \pm 4 \text{ m}$
C	2-stufig	2-stufig	Kommunikation
D	3-stufig	-	$\varphi_{vis} = \pm 40^\circ, \Delta y_{vis} = \pm 4 \text{ m}$
E	3-stufig	3-stufig	$\varphi_{vis} = \pm 40^\circ, \Delta y_{vis} = \pm 4 \text{ m}$
F	3-stufig	3-stufig	Kommunikation

Im Rahmen der stochastischen Nutzenanalyse werden die in Tab. 7.3 aufgeführten Konfigurationen untersucht. Beim konservativ ausgelegten zwei-

stufigen CMS ist die Einscherbarriere auf sportliche Fahrer ausgelegt, beim dreistufigen CMS auf defensive Fahrer, wodurch dieses prinzipiell früher auf querende Hindernisse reagiert.

Analysiert werden die in Tab. 7.4 definierten Situationenklassen, die sich aus einer Quantisierung der Fahrgeschwindigkeit in drei Bereiche ergeben. Die Situationenklassen sind derart gewählt, dass zu Beginn einer Situation selbst bei uneingeschränkter Rundumsicht (Kommunikation) noch keines der CMS regelnd eingreift. Die Situationen beginnen also stets in einem unkritischen Zustand. Dies gewährleistet die Vergleichbarkeit der Ergebnisse für die in Tab. 7.3 aufgeführten Konfigurationen.⁶ Zu jeder möglichen Geschwindigkeitskombination existiert ein lateraler Objektstand $y_{obj}(0)$, der ohne CMS in einer Kollision mündet. Die Situationenklassen sind in diesem Sinne also „vollständig“, weisen aber – wie an den Klassen Q1, Q5 und Q9 leicht zu ersehen ist – keine Symmetrie bezüglich Kollisionsort oder Kreuzungspunkt auf.

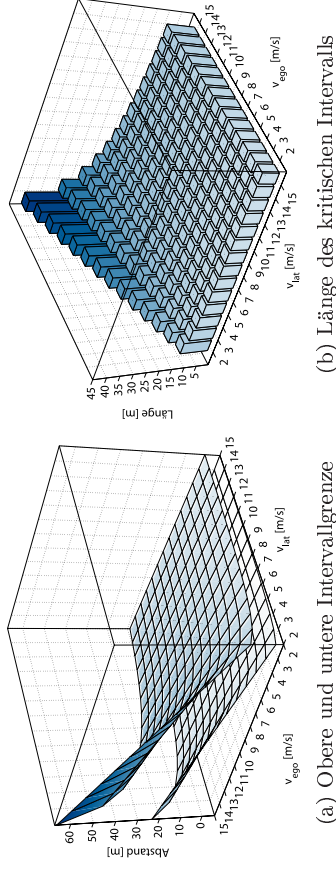
Tab. 7.4: Querverkehrsklassen, die im Rahmen der stochastischen Nutzenanalyse untersucht werden (beide Fahrzeuge starten unbeschleunigt).

Sit.	v_{ego} [m/s]	v_{lat} [m/s]	x_{obj} [m]	$-y_{obj}$ [m]
Q1	[2,5]	[2,5]	25.7	[7,83.8]
Q2	[2,5]	[5,9]	17.1	[13.8,109.3]
Q3	[2,5]	[9,15]	17.7	[28.6,184.9]
Q4	[5,9]	[2,5]	46.3	[7,56.1]
Q5	[5,9]	[5,9]	30.7	[13.8,70.3]
Q6	[5,9]	[9,15]	31.9	[28.6,118.5]
Q7	[9,15]	[2,5]	77.2	[7,49.8]
Q8	[9,15]	[5,9]	51.2	[13.8,61]
Q9	[9,15]	[9,15]	53.2	[28.6,102.7]

7.5.2 Beherrschbarkeit gefährlicher Querverkehrssituationen

Die Analyse der Beherrschbarkeit gefährlicher Querverkehrssituationen unterscheidet sich in zwei wesentlichen Punkten von der des Mitverkehrs. Erstens ist der laterale Anfangsabstand $y_{obj}(0)$ festzulegen. Dieser bestimmt, wann das querende Objekt die Kollisionszone erreicht und beeinflusst damit unmittelbar die Gefährlichkeit longitudinaler Anfangsabstände. Zweitens existiert

⁶ Andernfalls ließe sich argumentieren, das CMS hätte schon zu einem früheren Zeitpunkt zu regeln begonnen, so dass die Fahrzeuge erst gar nicht in die vorgegebenen Anfangsbedingungen hineingeraten wären.



(a) Obere und untere Intervallgrenze

(b) Länge des kritischen Intervalls

Abb. 7.10: Longitudinale Objektabstände, die bei unbeschleunigter Weiterfahrt (also ohne CMS) beider Fahrzeuge in einer Kollision münden.

eine untere Grenze $x_{obj,u} > 0$, unterhalb der das Systemfahrzeug vollständig am Objekt vorbeikommt, bevor dieses die Kollisionszone erreicht. Analog hierzu existiert auch eine obere Grenze $x_{obj,u} < x_{obj,o} < \infty$. Der beherrschbare Abstand $x_{obj,ctrl}$ wird daher auf das kritische Abstandsintervall $[x_{obj,u}, x_{obj,o}]$ bezogen. Dies wirft die Frage auf, wie groß der relativ beherrschbare Anteil $(x_{obj,o} - x_{obj,ctrl}) / (x_{obj,o} - x_{obj,u})$ ausfällt.

Die Ausgangssituation entspricht dem in Abb. 7.9 dargestellten Querszenario. Der laterale Objektabstand wurde so festgelegt, dass sich die Front des Objekts gerade auf der durch $\Delta y_{vis} = 4\text{ m}$ festgelegten Sichtbegrenzungslinie des Systemfahrzeugs befindet, d.h. es gilt $y_{obj}(0) := -(\frac{1}{2}(w_{ego} + w_{obj}) + \Delta y_{vis})$. Dies entspricht derjenigen Position, bei der das Objekt unter den getroffenen Annahmen mit normaler Sensorik frühestens detektiert werden kann. Das Objekt hat kein CMS und bewegt sich unbeschleunigt weiter. Abb. 7.10 zeigt hierfür das kritische Abstandsintervall sowie dessen Länge in Abhängigkeit von den Fahrgeschwindigkeiten. Wie zu erwarten war, wird das kritische Abstandsintervall umso länger, je langsamer das Objekt bzw. je schneller das Systemfahrzeug ist. Unabhängig von den Geschwindigkeiten ist die Länge durch die räumliche Ausdehnung der Fahrzeuge nach unten begrenzt.

Abb. 7.11 illustriert die Abhängigkeit des beherrschbaren Abstands vom Öffnungswinkel φ_{vis} für den Fall, dass das Systemfahrzeug mit dem dreistufigen CMS ausgestattet ist. An denjenigen Stellen, an denen keine Säule eingezeichnet ist, existiert im gesamten kritischen Intervall kein beherrschbarer Abstand und es gilt $x_{obj,ctrl} = \emptyset$. Es ist deutlich zu erkennen, wie mit zunehmendem Öffnungswinkel neue beherrschbare Regionen im Bereich mittlerer,

bei einer 360° -Rundumsicht sogar im Bereich hoher Objektgeschwindigkeiten hinzukommen. Signifikante Veränderungen an bereits bestehenden Säulen sind jedoch nicht zu beobachten. Abb. 7.12 zeigt die korrespondierenden relativen Anteile. Diese lassen folgende Interpretationen zu:

Je langsamer das Objekt ist, desto geringer ist der Einfluss des Öffnungswinkels. Wesentliche Veränderungen zeigen sich erst ab einer Quergeschwindigkeit von 5 m/s. Langsame Objekte werden aufgrund der Einscherbarkeit nämlich erst dann relevant, wenn sie sich schon relativ nahe am Fahrerschlauchrand befinden. Um sie dort erkennen zu können, ist jedoch kein großer Öffnungswinkel erforderlich. Die seitliche Sichtbegrenzung fällt ebenfalls kaum ins Gewicht.

Schnelle Objekte mit Quergeschwindigkeiten ab ca. 11 m/s sind wiederum so gut wie gar nicht beherrschbar. Die Beherrschbarkeit wird hier klar durch die seitliche Sichtbegrenzung limitiert. Dies lässt sich folgendermaßen erklären: Je höher v_{lat} , desto kleiner wird das Zeitintervall des lateralen Konflikts [TTE,TTD]. Aufgrund der seitlichen Sichtbegrenzung ist auch die TTE selbst relativ klein, siehe Abb. 5.10 auf Seite 143. Da eine gefährliche Situation $TTE \leq TTD$ voraussetzt, bedeutet das grob gesprochen, dass eine Kollision entweder gar nicht erst erfolgen wird oder eben unmittelbar bevorsteht. Eine sofortige CMS-Bremmung entsprechender Stärke könnte zwar ausreichen, um das Systemfahrzeug soweit zu verzögern, dass das Objekt die Kollisionszone vor dem Eintritt des Systemfahrzeugs schon wieder verlassen hat. Eine augenblickliche Bremsung ist aufgrund der Dynamik des Bremsystems aber nicht möglich. Die akustische Warnung alleine ist auch von begrenztem Nutzen, da die effektive Vorwarnzeit nach oben durch $TTD(0)$ begrenzt ist. Gefährliche Situationen werden also nur dadurch beherrschbar, dass das CMS die Kollision von ganz alleine verhindert. Für das Eingreifen eines unaufmerksamen Fahrers verbleibt i. d. R. gar keine Zeit! Erschwerend kommt noch hinzu, dass die Situation aufgrund der geringen lateralen Konfliktdauer (TTD-TTE) sensitiv gegenüber potentiellen Verhaltensänderungen des Objekts ist. Falls das Objekt z. B. durch Gas geben die Kollision selbst noch vermeiden kann, darf das CMS ggf. nicht die Verzögerung bereitstellen, die nötig wäre, um ein Durchfahren des Objekts zu ermöglichen. Lediglich bei niedrigem v_{ego} sind einige Situationen beherrschbar. Hier sind die Situationen tendenziell nur dann gefährlich, wenn sich das Systemfahrzeug nahe an der Kreuzung befindet. Eine schwache Bremsung kann dann ausreichen, um das Eintauchen des Systemfahrzeugs in die Kollisionszone zu verhindern. Dies setzt aber voraus, dass das Objekt unter einem großen Winkel erkannt werden kann.

Für Quergeschwindigkeiten von 5–8 m/s ist die Abhängigkeit vom Öff-

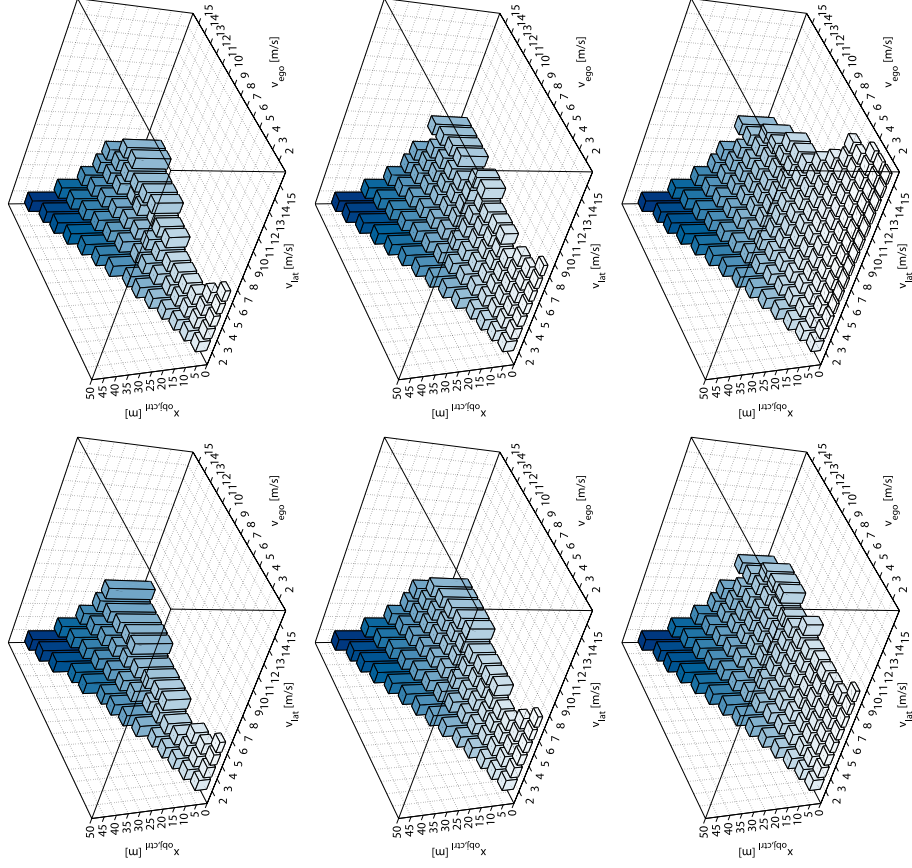


Abb. 7.11: Beherrschbarer Abstand mit dreistufigem CMS bei Querverkehr gemäß Abb. 7.9. Die Sichtbegrenzung beträgt $\Delta y_{vis} = 4$ m, der Öffnungswinkel variiert mit $\varphi_{vis} = \{\pm 20, \pm 25, \pm 30, \pm 35, \pm 40, 360\}^\circ$ (von oben links nach unten rechts).



Abb. 7.12: Relativer Anteil des beherrschten Intervalls am gesamten kritischen Abstandsintervall, korrespondierend zu Abb. 7.11.



Abb. 7.13: Einbußen am beherrschbaren Anteil des kritischen Abstandsintervalls beim Übergang vom drei- zum zweistufigen CMS, vgl. Abb. 7.11.

nungswinkel am deutlichsten. Aufgrund der obigen Argumente ist offensichtlich, dass die genaue Lage dieses sensitiven Bereichs von der Sichtbegrenzung abhängig ist. Je größer Δy_{vis} , desto eher lohnt sich auch ein großer Öffnungswinkel. Der Grenznutzen nimmt jedoch mit zunehmendem Öffnungswinkel ab. In diesem Zusammenhang stellt sich die Frage, mit welcher Häufigkeit welche Sichtbegrenzung in der Praxis vorkommt. Auf dem Land oder bei großen Kreuzungen erscheint die Annahme von $\Delta y_{vis} = 4\text{ m}$ vielleicht etwas zu pessimistisch. Bei innerstädtischen Hofaufahrten und zweispurigen Kreuzungen dürften aber in den seltensten Fällen bessere Sichtverhältnisse vorliegen. Abb. 7.13 zeigt noch die Einbußen beim Übergang zum zweistufigen CMS. Im wichtigen unteren Quergeschwindigkeitsbereich betragen diese 10–20%. Das macht deutlich, dass ein konservativ ausgelegtes CMS einiges an Potential verschenkt.

Insgesamt ergibt sich ein zweigeteiltes Bild. Für geringe Quergeschwindigkeiten sind mit moderatem Öffnungswinkel und mit einem progressiv ausgelegten CMS etwa 40–60% der gefährlichen Situationen beherrschbar. Bei höheren Quergeschwindigkeiten werden jedoch schnell die Grenzen des CMS erreicht. Dies ist zum Großteil der seitlichen Sichtbegrenzung geschuldet. Wie im nächsten Abschnitt gezeigt wird, verbessern sich die Resultate signifikant, wenn auch das querende Fahrzeug mit einem CMS ausgestattet ist. Unerwartet gute Ergebnisse lassen sich erzielen, wenn mittels Fahrzeug-Fahrzeug-Kommunikation zusätzlich die Sichtbegrenzung wegfällt.

7.5.3 Beide Fahrzeuge mit System, Einfluss von Fahrzeug-Fahrzeug-Kommunikation

Bislang wurde nur der Fall betrachtet, dass sich das querende Fahrzeug unabhängig vom Verhalten des Systemfahrzeugs mit konstanter Geschwindigkeit auf die Kreuzung zu bewegt. Diese Annahme diente u. a. dazu, die Analyse der Beherrschbarkeit in einem überschaubaren Rahmen zu halten. Sie lässt sich jedoch nicht aufrecht erhalten, falls das querende Fahrzeug ebenfalls mit einem CMS ausgestattet ist. Wie zuvor schon erwähnt, resultiert dies bei gegenseitiger Sichtbarkeit in einer Kopplung beider CMS, die zu einer komplizierten, nichtmonotonen Abhängigkeit des Nutzens vom Anfangszustand führen kann. Die Analyse solcher Konfigurationen ist daher nur im Rahmen einer stochastischen Nutzenanalyse möglich.

Die Ergebnisse der Analyse sind in Tab. 7.5 zusammengefasst. Für jede Kombination aus Situationenklasse Q1–Q9 und Konfiguration A–F wurden 500 Simulationspaare durchgeführt. Dabei mündeten ca. 20% aller Anfangsbedingungen ohne CMS in einer Kollision. Die Rechenzeit betrug insgesamt

Tab. 7.5: Ergebnisse der stochastischen Nutzenanalyse für Querverkehr. Wahrscheinlichkeiten in [%], Δv_{coll} in [m/s], Werte in Klammern entsprechen (7.5b) in [%]. Die Einträge korrespondieren mit den in Tab. 7.3 definierten Konfigurationen A, B, C (erste Spalte) und D, E, F (zweite Spalte).

Sit.	$N(S)$	$\Pr(\bar{C}_0 S)$			$\Pr(\bar{C}_1 S)$			$\Pr(\bar{C}_2 S)$			$\mathbb{E}\{\Delta v_{coll}\} (\%)$
		90	37	37	37	37	37	37	37	37	
Q1	90	90	37	37	37	37	37	37	37	37	0.0 (0)
	90	90	69	77	69	77	69	77	69	77	0.6 (11)
	98	84	73	88	74	88	75	88	75	88	1.3 (24)
Q2	120	120	10	11	10	11	10	11	10	11	0.0 (1)
	110	120	35	52	35	52	37	52	37	52	1.4 (17)
	110	117	70	80	72	85	73	85	73	85	2.5 (30)
Q3	103	103	0	0	0	0	0	0	0	0	0.0 (0)
	101	103	20	33	20	33	25	35	25	35	2.3 (18)
	91	101	58	86	66	95	71	95	71	95	4.4 (34)
Q4	99	99	43	46	46	50	46	50	46	50	1.1 (13)
	109	99	51	53	55	56	55	56	55	56	1.4 (17)
	99	105	54	63	56	66	56	66	56	66	1.6 (21)
Q5	126	126	19	19	20	20	20	20	20	20	0.4 (3)
	115	126	24	30	26	31	26	31	26	31	1.1 (11)
	114	127	40	59	44	65	45	65	45	65	2.0 (21)
Q6	88	88	0	0	0	0	0	0	0	0	0.1 (1)
	104	88	2	10	2	10	3	11	3	11	1.3 (10)
	96	90	39	54	52	75	52	75	52	75	2.9 (21)
Q7	96	96	32	35	38	42	38	42	38	42	2.8 (22)
	99	96	37	35	48	42	48	42	48	42	3.2 (25)
	101	93	32	41	36	48	37	48	37	48	3.1 (24)
Q8	119	119	17	18	19	22	19	22	19	22	1.8 (13)
	105	119	13	18	16	22	16	22	16	22	1.7 (12)
	123	109	24	29	31	40	31	40	31	40	2.9 (21)
Q9	85	85	1	1	1	1	1	1	1	1	0.6 (4)
	82	85	7	4	8	4	8	4	8	4	1.1 (7)
	89	90	30	47	40	62	40	62	40	62	3.3 (19)

etwa eine Woche auf einem 2 GHz INTEL Pentium PC. Abb. 7.14 und 7.15 zeigen die Resultate für $\Pr(\bar{C}_0 | S)$ und $\Pr(\bar{C}_2 | S)$ in einer zugänglicheren Darstellung. In den oberen Diagrammen ist lediglich das Systemfahrzeug mit dem CMS ausgestattet, in den mittleren auch das querende Fahrzeug. In den unteren Diagrammen entfallen zusätzlich noch die Sichtfeld einschränkungen, sodass beide CMS sofort regeln können, sobald es die Situation gebietet. Von oben nach unten werden die Konfigurationen also immer leistungsfähiger. Die linke Spalte korrespondiert dabei mit dem zweistufigen, die rechte Spalte mit dem dreistufigen CMS.

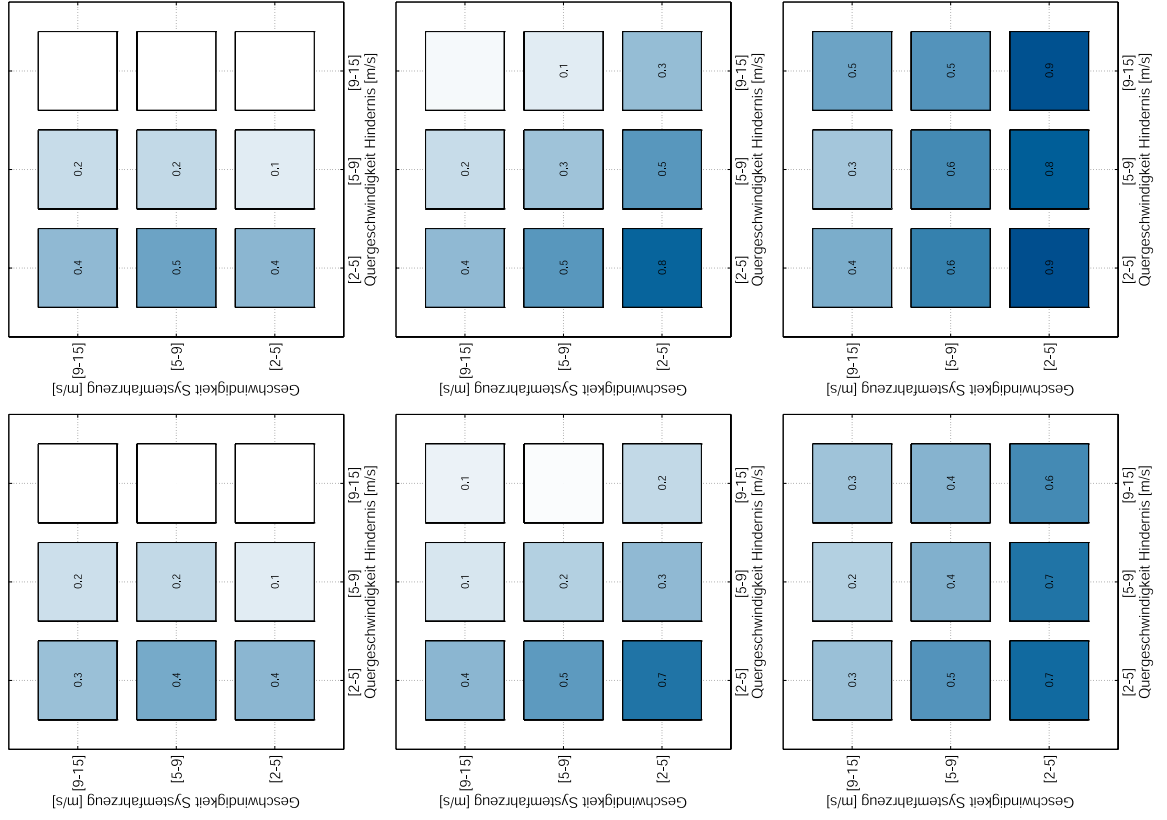


Abb. 7.14: $\Pr(\bar{C}_0 | S)$ für die Konfigurationen A, B, C (linke Spalte) und D, E, F (rechte Spalte). Die Werte in den Diagrammen sind Tab. 7.5 entnommen und entsprechen den Situationenklassen Q1-Q9.

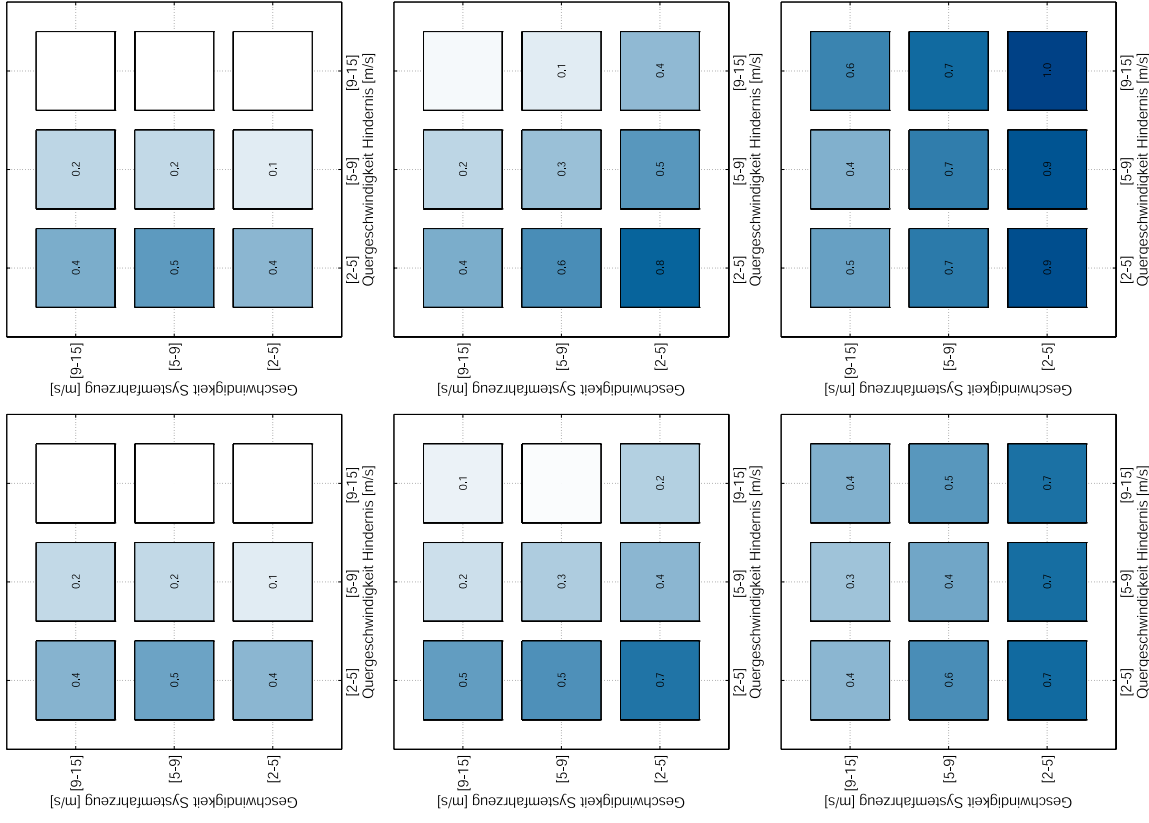


Abb. 7.15: $\Pr(\bar{C}_2 | S)$ für die Konfigurationen A, B, C (linke Spalte) und D, E, F (rechte Spalte), analog zu Abb. 7.14.

Für die Konfigurationen A und D bestätigt sich, dass bei schnell querenden Objekten weder das zwei- noch das dreistufige CMS einen nennenswerten Nutzen bringen. Die Gründe hierfür wurden bereits genannt. Bei niedrigen Querschnittdichten ergeben sich respektable Kollisionsvermeidungswahrscheinlichkeiten von bis zu 50 %. Die Ergebnisse decken sich mit den Resultaten in Abb. 7.12 (Diagramm unten links). Da das Objekt kein CMS besitzt, besteht zwischen $\Pr(\bar{C}_0 | S)$ und $\Pr(\bar{C}_2 | S)$ kein Unterschied.

Bei niedrigen Systemfahrgeschwindigkeiten zeigt sich für die Konfigurationen B und E ein deutlich besseres Bild. In der Situationenklasse Q3 werden beim dreistufigen CMS mit Unterstützung beider Fahrer Kollisionsvermeidungswahrscheinlichkeiten von stattlichen 40 % erreicht. In der Klasse Q1 verdoppelt sich der Nutzen sogar annähernd. In den Klassen Q6 und Q9 wird hingegen kein großer Mehrwert erzielt. Das zusätzliche CMS kann analog zum CMS des Systemfahrzeugs nur dann einen wesentlichen Nutzen generieren, wenn das Systemfahrzeug (aus Sicht des Objekts) langsam fährt. Die Unterschiede zwischen zwei- und dreistufigem CMS fallen im Vergleich zu den Konfigurationen A und D etwas größer aus, da sich die Vorteile des dreistufigen CMS gewissermaßen doppelt auswirken.

Die mit Abstand besten Ergebnisse werden jedoch erzielt, wenn zusätzlich noch die Sichtbegrenzung wegfällt. Hier kommen auch die Unterschiede zwischen drei- und zweistufigem CMS am deutlichsten zur Geltung. Es werden Kollisionsvermeidungswahrscheinlichkeiten von knapp 40 % bis über 90 % erreicht. Auch die folgenreichste Situationenklasse Q9, in der sich beide Fahrzeuge mit hoher Geschwindigkeit kreuzen, lässt sich mit knapp $\Pr(\bar{C}_2 | S) \approx 50\%$ erstmals in den Griff bekommen. Im Kollisionsfall ist der Geschwindigkeitsabbau bedeutend höher als bei den anderen Konfigurationen, siehe Tab. 7.5. Dies unterstreicht das Potential von Fahrzeug-Fahrzeug-Kommunikation für CMS bei Querverkehr.

Obwohl den Konfigurationen B, C, E und F jeweils identische CMS zugrunde liegen, sind die Ergebnisse nicht achsensymmetrisch. Die Ursache liegt in der bereits genannten Asymmetrie der Startpositionen, wodurch üblicherweise eines der CMS früher zu regeln beginnt als das andere. Während die Asymmetrie bei den Konfigurationen B und E kaum ins Gewicht fällt, ist sie bei den Konfigurationen C und F stärker ausgeprägt. Dies mag ein Indiz dafür sein, dass die gekoppelte Regelschleife dazu tendiert, bestehende Asymmetrien bezüglich des Kreuzungspunkts über der Zeit weiter auszubilden.

7.6 Schlussbetrachtungen

In diesem Kapitel wurde die Frage erörtert, welchen Nutzen ein sinnvoll parametrisiertes CMS in typischen Verkehrssituationen hat. Die Kollisionsvermeidung stand dabei im Vordergrund der Betrachtungen. Mit der effektiven Vorwarnzeit wurde diesbezüglich ein geeignetes Maß eingeführt. Mittels zweier Analysemethoden wurde der Nutzen in Mityverkehrs- und Querverkehrssituationen eingehend untersucht. Auf eine explizite Analyse von Gegenverkehr wurde verzichtet, da sich der Nutzen hier lediglich in einer Reduktion der Kollisionschwere äußert. Aufgrund der bei Gegenverkehr besonders vorherrschenden Problematik „Bremsen kontra Ausweichen“, ist der Nutzen mit zunehmenden Geschwindigkeiten bzw. lateralem Versatz jedoch vernachlässigbar.

Die Ergebnisse zeigen, dass das vorgestellte CMS einen wesentlichen Beitrag zur Verkehrssicherheit leisten kann. Dies gilt sowohl für die dreistufige als auch die zweistufige Variante, wenngleich letztere einiges an Nutzen einbüßt. Insbesondere Auffahrunfälle lassen sich zum Großteil vermeiden. Bei Querverkehr ist der Nutzen durch die Limitierungen realer Sensoren begrenzt und bleibt ohne Fahrzeug-Fahrzeug-Kommunikation weit hinter den Möglichkeiten zurück. Nichtsdestotrotz sind die Resultate überaus ermutigend.

Schließlich bleibt anzumerken, dass die Resultate aufgrund der idealisierten Sensor- und Situationsmodelle Obergrenzen darstellen, die unter realen Bedingungen nicht immer möglich sind. Bestimmte Verkehrssituationen sind zudem inhärent schwierig zu bewältigen, ganz gleich, wie progressiv das CMS ausgelegt sein mag. So kann ein einfaches Überholmanöver beliebig gefährlich werden, wenn der Vorausfahrende plötzlich einsichert. In derartigen Situationen obliegt es dem anderen Verkehrsteilnehmer, die Kollision mit Hilfe von Totwinkelüberwachung oder Spurhalteassistenten zu verhindern.

nur teilweise vom Kamerabild erfasst werden. Die Kamera verfügt über eine Software zur modellunabhängigen Detektion bewegter Objekte im Bild auf Basis des optischen Flusses. Die Nahbereichsradar messen Winkel, Abstand und Abstandsänderung von Reflexionspunkten der Objektgeometrie. Ein und derselbe Objektzustand korrespondiert dabei mit einer Vielzahl möglicher Reflexionspunkte. Dies hat zur Folge, dass sich das Messmodell nicht als explizite Funktion des Zustands modellieren lässt.

Eine Möglichkeit, diese Mehrdeutigkeit aufzuheben, besteht in der Annahme eines vom Objektzustand abhängigen Verteilungsmodells. Das resultierende Schätzproblem ist nichtlinear und kann mit einem Partikel-Filter gelöst werden. Aufgrund des immensen Rechenaufwands ist diese Lösung jedoch nicht praxistauglich. Sie dient lediglich als Referenz.

Als zweite Möglichkeit wurde eine effiziente, verteilungsfreie Lösung auf Basis klassischer Zustandsschätzer ausgearbeitet. Die grundsätzliche Idee besteht darin, direkt die Außenkanten des Objekts zu schätzen und von den Geschwindigkeits- und Beschleunigungszuständen zu entkoppeln. Bei den Letzteren lässt sich die Objektausdehnung als implizite Messgleichung formulieren, die durch Einführung von Pseudomessungen in ein lineares Messmodell überführt werden kann. Die Schätzung der Objektkanten erfolgt hingegen nach einem eigenen Entwurfsansatz. Mit Hilfe der *Unscented* Transformation werden alle Messungen zunächst in den Zustandsraum projiziert, und anschließend in einem adaptiven Kalman Filter nichtlinear fusioniert. Anhand synthetischer sowie realer Messdaten wird die Korrektheit des Entwurfs verifiziert. Insbesondere bei der Verfolgung querbewegter Objekte werden akzeptable Ergebnisse erzielt – vorausgesetzt, das Objekt wird sowohl vom Radar als auch der Kamera erfasst oder vor dessen Erscheinen im Bild mit ausreichender Diversität vom Radar bestätigt.

Die Erweiterung des Ansatzes auf mehrere Objekte sowie eine automatische Umschaltung zwischen punktförmigen und ausgedehntem Messmodell wäre ein lohnenswertes Ziel zukünftiger Arbeiten.

Der Schwerpunkt von Kapitel 5 und 6 lag auf der Bewertung von Verkehrssituationen sowie der Ausgestaltung des Regeleingriffs. Die zu beantwortende Frage lautete hierbei: In welchen Situationen soll das System eingreifen, und falls es eingreift, wie stark soll der Bremseneingriff sein? Die Unkenntnis über die Absicht des Fahrers sowie die Unsicherheiten der Sensorik und des zukünftigen Verhaltens der anderen Verkehrsteilnehmer führen dabei zu Zielkonflikten, die im Rahmen der Systemauslegung möglichst optimal aufzulösen sind. Einerseits soll der Fahrer im Falle einer drohenden Kollision durch das System einen größtmöglichen Nutzen erfahren. Andererseits ist sicherzustellen, dass der Fahrer das System akzeptiert und nicht als Bevor-

8

Zusammenfassung und Ausblick

Gegenstand dieser Arbeit war der Entwurf, die Analyse sowie die prototypische Realisierung eines Fahrerassistenzsystems zur Kollisionsvermeidung. Das System soll den Fahrer in gefährlichen Verkehrssituationen durch akustische Warnhinweise oder aktive Bremseneingriffe bis hin zur Vollbremsung unterstützen und dadurch Verkehrsunfälle vermeiden oder zumindest deren Schwere reduzieren. Die wesentlichen Beiträge der vorliegenden Arbeit zu Wissenschaft und Technik werden nachfolgend zusammengefasst.

Grundlage eines Fahrerassistenzsystems zur Kollisionsvermeidung ist die zuverlässige Verfolgung anderer Verkehrsteilnehmer. Dazu bedient man sich umgebungserfassender Sensoren, deren Messdaten miteinander fusioniert werden. Die zur Objektverfolgung typischerweise eingesetzten Verfahren basieren dabei auf der Annahme punktförmiger Ziele. Diese Näherung führt jedoch auf suboptimale Ergebnisse, sobald die eingesetzte Sensorik die räumliche Ausdehnung des verfolgten Objekts auflösen vermag. Darüber hinaus bestimmt die Ausdehnung maßgeblich die Kritikalität einer Verkehrssituation und ist daher mitzuschätzen.

In Kapitel 4 wurde die Verfolgung ausgedehnter Objekte unter Verwendung von vier hochauflösenden Nahbereichsradaren und einer monokularen Kamera untersucht. Im Fokus stand dabei die Verfolgung querbewegter Objekte, die aufgrund des eingeschränkten Sichtfelds zunächst noch nicht oder

mung erachtet. Schließlich ist auch das Produkthaftungsrisiko für den Hersteller gering zu halten.

Die schwach strukturierten Stadt- und Überlandszenarien standen im Vordergrund dieser Arbeit, da hier die meisten schweren Unfälle zu verzeichnen sind. Allerdings treten auch genau dort die genannten Unsicherheiten in besonderem Maße in Erscheinung. Anhand einer Analyse wurde nachgewiesen, dass deren Einfluss bei schweren Systemeingriffen nicht vernachlässigt werden darf, da der potentielle Kollisionspartner durch kooperatives Verhalten seinerseits die Kollision noch verhindern kann. Bisherige Ansätze bilden diese Unsicherheit nur in unzureichender Weise in die Regelstrategie ab.

In einem ersten Schritt wird aufbauend auf den Daten der Umgebungserfassung die Kritikalität der vorliegenden Verkehrssituation hinsichtlich einer bevorstehenden Kollision beurteilt. Aufgrund der Echtzeitanforderung wurde ein Einobjektansatz gewählt, bei dem alle in der Szene vorhandenen Objekte unabhängig voneinander bewertet werden. Als geeignete Kritikalitätsmaße wurden Zeitreserven identifiziert, allen voran die sog. Reaktionszeitreserve. Damit wird die dem Fahrer verbleibende Zeit bezeichnet, um mit irgendeinem fahrbaren Manöver zu beginnen, das eine sich anbahnende Kollision mit dem betrachteten Objekt gerade noch verhindert. Sie quantifiziert damit direkt die Dringlichkeit einer Aktion. Neben dieser klaren Interpretierbarkeit gestattet die Reaktionszeitreserve eine einfache Berücksichtigung von Reaktions- und Vorwarnzeiten und spielt auch bei der Nutzenanalyse eine entscheidende Rolle.

Besondere Aufmerksamkeit wurde der Ausarbeitung eines algorithmischen Rahmenwerks zur effizienten Berechnung der Reaktionszeitreserve bei allgemeinen zweidimensionalen Bewegungen gewidmet. Damit werden erstmals auch querbewegte und entgegenkommende Hindernisse durchgängig bewertet. In einer „was-wäre-wenn“-Analyse werden geschickt ausgewählte potentielle Entwicklungen in Echtzeit durchgerechnet, um den unkritischsten Ausgang einer an sich unsicheren Situation abzuschätzen. Die Analyse mündet in zwei Schätzwerten, der wahrscheinlichsten und der maximalen Reaktionszeitreserve. Sie bilden die Entscheidungsgrundlage für einen autonomen Systemeingriff im Hinblick auf oben genannte Randbedingungen eine flexible und intuitive Anpassung der Regelstrategie an die Präferenzen des Autoherstellers.

Ein Vergleich zwischen Brems- und Ausweichmanövern als Maßnahme zur Kollisionsvermeidung offenbart ein grundsätzliches Problem, das darin besteht, dass der Fahrer ausweichen kann, das System jedoch nicht. Aus der unbekannteren Fahrerabsicht erwächst deshalb in denjenigen Situationen, in denen eine Kollision durch Ausweichen, nicht jedoch durch Bremsen ver-

hindert werden kann, ein Zielkonflikt zwischen Systemnutzen und Fahrerakzeptanz. Aus dieser Erkenntnis heraus lassen sich zwei Systemausprägungen ableiten, die sich gegenseitig sinnvoll ergänzen: ein autonom eingreifendes System und ein situationsadaptiver Bremsassistent.

Das autonome System verfolgt eine mehrstufige Eingriffsstrategie, bei der die verschiedenen Stufen einer zunehmenden Sicherheit über die Kritikalität der Situation entsprechen. Die erste Stufe warnt den Fahrer akustisch und bremst das Fahrzeug mit einer Verzögerung ab, die im Hinblick auf den nachfolgenden Verkehr unbedenklich ist und den Fahrer auch im Falle eines unerwünschten Eingriffs nicht überfordert. Ist ein Zeitpunkt erreicht, zu dem eine Kollision mit sehr hoher Sicherheit nicht mehr abzuwenden ist, dann wird zur Reduzierung der Unfallsschwere eine Vollbremsung eingeleitet. Eine dazwischen liegende Stufe kann den Systemnutzen in manchen Situationen steigern, erhöht ggf. aber auch das Risiko. Mit der Reaktionszeitreserve als Kritikalitätsmaß wird stets die letztmögliche Handlungsoption des Fahrers als Entscheidungsgrundlage für einen Eingriff herangezogen. Damit lässt sich auch bei unbekannter Fahrerabsicht ein akzeptables Systemverhalten erzeugen. In manchen Situationen führt dies jedoch zwangsläufig zu einem reduzierten Systemnutzen. Ein situationsadaptiver Bremsassistent vermag diese Lücke teilweise zu schließen. Als Kritikalitätsmaß wird dort anstatt der Reaktionszeitreserve, die alle Eingriffsmöglichkeiten des Fahrers umfasst, die Zeitreserve bis zur Vollbremsung verwendet. Das System wird jedoch erst dann aktiviert, wenn die Bremsabsicht des Fahrers zuverlässig erkannt wird. Hierzu wurde ein Klassifikator entworfen, der das Bremsverhalten des Fahrers analysiert. Das Eingriffsverhalten wurde anhand von Beispielen erläutert und im Versuchsfahrzeug prototypisch dargestellt.

Weiterführende Arbeiten könnten sich mit der Adaption des autonomen Systems an Fahrstil und Zustand des Fahrers befassen. Insbesondere unaufmerksame oder müde Fahrer könnten von einer Adaption der Auslöseschwellen profitieren. Beide Faktoren ließen sich z. B. aus der Beobachtung der Blickrichtung und des Lidschlags schätzen. Die Adaption könnte dadurch erfolgen, dass man die Aktivierung der ersten Stufe um die geschätzte Blickzuwendungs- und Reaktionszeitzunahme vorverlegt.

Abschließend wurde die Frage beleuchtet, welchen Nutzen das vorgestellte FAS in verschiedenen Verkehrssituationen hat. Hierzu wurden zunächst Maße definiert, die den Nutzen für den Fahrer widerspiegeln. Die eigentliche Analyse musste aus ersichtlichen Gründen simulativ erfolgen. Die hierfür entwickelte Simulationsumgebung und die eingesetzten Analysemethoden wurden in Kapitel 7 eingehend vorgestellt.

Als geeignetes Nutzenmaß wurde die effektive Vorwarnzeit eingeführt.

Sie bezeichnet die Zeitspanne zwischen der ersten Aktivierung des autonomen Systems und dem letztmöglichen Zeitpunkt vor der Kollision, zu dem selbige gerade noch verhindert werden kann. Sie entspricht damit der tatsächlichen Reaktionszeitreserve, die dem Fahrer ab dem Zeitpunkt der ersten akustisch-haptischen Warnung unter Ausnutzung des autonomen Bremsengriffs bis zur Einleitung eines kollisionsvermeidenden Manövers verbleibt. Über ein statistisches Modell der Reaktionszeiten von Fahrern transformiert sich die effektive Vorwarnzeit in eine Wahrscheinlichkeit dafür, dass ein zuvor unaufmerksamer Fahrer die Kollision mit Hilfe des Systems verhindert.

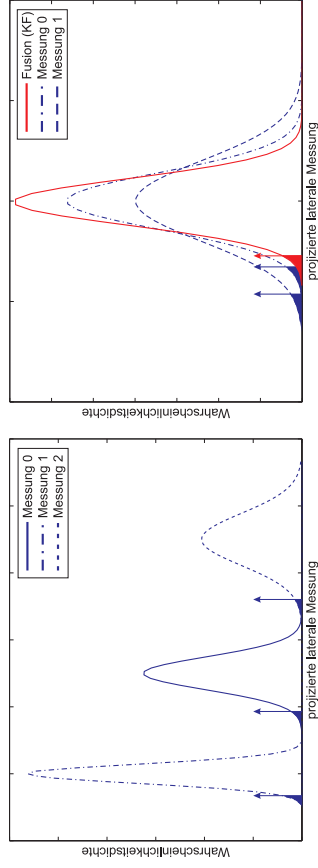
In umfangreichen Simulationen konnte nachgewiesen werden, dass das vorgestellte System einen wesentlichen Beitrag zur Verkehrssicherheit leisten kann. Insbesondere Auffahrunfälle lassen sich zu einem Großteil vermeiden. Besondere Aufmerksamkeit wurde dem in der Literatur bislang kaum beachteten Querverkehr geschenkt. Dabei wurde auch der Fall betrachtet, dass das querende Fahrzeug ebenfalls mit dem Assistenzsystem ausgestattet ist. Die Ergebnisse zeigen, dass sich auch in Kreuzungssituationen ein respektabler Nutzen erzielen lässt. Sie zeigen aber auch, dass der Nutzen dort stark durch die Sichtbegrenzungen realer Sensoren begrenzt wird und ohne Fahrzeug-Fahrzeug-Kommunikation weit hinter den Möglichkeiten zurück bleibt. Dies unterstreicht die Wichtigkeit zukünftiger Forschungsarbeiten auf dem Gebiet der vernetzten Fahrzeuge und der kooperativen Regelungen.

A

Korrekturschritt zur Schätzung der Objektkanten

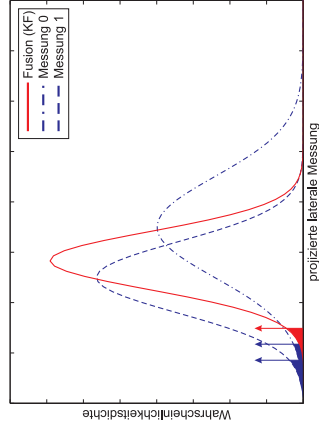
Betrachtet man Messung 0 in Abb. A.1(a) und denkt sich eine weitere Messung vernachlässigbarer Varianz in der Nähe des Mittelwerts, so würde dies bezüglich der rechten Außenkante folgendes implizieren: Links der scharfen Messung kann die rechte Objektkante nicht liegen, da vorausgesetzt wird, dass es sich bei der scharfen Messung weder um Clutter noch um ein anderes Objekt handelt. Da der Ursprung der scharfen Messung ein Punkt aus dem Inneren des Objekts sein kann, lässt sich die rechte Seite jedoch nicht einschränken. Die korrekte Inferenz wäre deshalb, die links der scharfen Messung liegenden Anteile von Messung 0 zu Null zu setzen und die verbleibenden Anteile auf Eins zu normieren. Das Ergebnis dieser optimalen Fusion wäre eine „halbe“ Normalverteilung.

Die Generalisierung auf mehrere unsichere Messungen ist nicht trivial. Da den Messungen nicht derselbe Zustand zugrunde liegt, sind Bayes-Schätzer bzw. Kalman Filter nicht anwendbar. Wie schon bei der Partikel-Filter basierten Lösung wäre hierfür ein Messmodell erforderlich, das die Abhängigkeit der Messungen von den Außenkanten beschreibt. Da eine effiziente Lösung angestrebt wird, sollten die resultierenden Dichten zudem einfach zu beschreiben sein. Aus diesen Gründen erfolgt eine approximative Korrektur

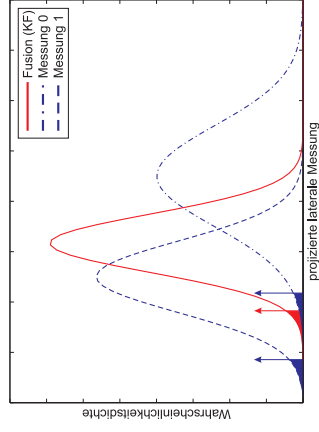


(a) Messung 2 liegt trotz der höheren Varianz „sicher“ rechts der anderen Messungen. Sie wird daher zur a posteriori Dichte.

(b) Die Fusion mit Messung 1 verbessert den sicheren a priori Schätzwert. Bei identischen Mittelwerten ist dies unabhängig von der Varianz stets der Fall.



(c) Bezüglich dem vorgegeben α ist die Fusion auch hier noch vorteilhaft, wäre es aber nicht für $\alpha = \frac{1}{2}$ (Median).



(d) Messung 1 beinhaltet keine neue Information bezüglich der rechten Außenkante. Eine Fusion wäre kontraproduktiv.

B

Basialgorithmen zur Berechnung der Zeitreserven

Die folgenden Algorithmen bilden die numerisch robuste Grundlage bei der Berechnung der Zeitreserven gemäß Abschnitt 5.2.

Algorithmus B.1 PositiveExtremalQuadratic

```

Input:  $a, v$ 
Output:  $t > 0 : \dot{x}(t) \triangleq \frac{d}{dt} (\frac{1}{2}at^2 + vt + const) = 0$ , sonst  $t = \infty$ 
 $\epsilon_{num} := 0.01$ 
if  $|a| < \epsilon_{num}$  then
     $t := \infty$ 
else
     $t := -\frac{v}{a}$  {Potentiell gültiger Scheitelpunkt}
    if  $t \leq 0$  then
         $t := \infty$ 
    end if
end if
    
```

Abb. A.1: Fusion normalverteilter Messungen mittels adaptivem Kalman Filter zur Schätzung der Objektkanten nach Alg. 4.3, dargestellt am Beispiel der rechten Außenkante. Messung 0 bezeichnet die a priori Dichte. Die eingezeichneten Dirac-Impulse kennzeichnen jeweils den sicheren Schätzwert, d.h. das zur Objektmittle gerichtete α -Quantil.

der a priori Dichte. Als Basis dient das gewöhnliche Kalman Filter. Alle nichtlinearen Operationen beschränken sich auf die Auswahl der zu fusionierenden Messungen. Dadurch bleibt die a posteriori Dichte normalverteilt. Abb. A.1 illustriert die besondere Art der Datenzuordnung – das entscheidende Detail bei diesem Filter.

Algorithmus B.2 ValueQuadratic**Input:** a, v, x, t **Output:** Funktionswert der quadratischen Funktion $x(t) = x + (v + \frac{1}{2}at)t$ **Algorithmus B.3** ValueQuadraticStop**Input:** a, v, x, t **Output:** Entspricht ValueQuadratic unter Berücksichtigung von Extrema (Haltepunkten), ab denen $x(t)$ konstant bleibt
 $x(t) := \text{ValueQuadratic}(a, v, x, \min(t, \text{PositiveExtremalQuadratic}(a, v)))$ **Algorithmus B.4** PositiveRootQuadratic**Input:** a, v, x **Output:** Erste pos. Nullstelle $t > 0: x(t) \triangleq \frac{1}{2}at^2 + vt + x = 0$, sonst $t = \infty$

```

 $\epsilon_{num} := 0.01$ 
if  $|a| < \epsilon_{num}$  then
  if  $|v| < \epsilon_{num}$  then
     $t := \infty$ 
  else
     $t := -\frac{x}{v}$  {Entartete Parabel, nur eine Nullstelle}
    if  $t \leq 0$  then
       $t := \infty$ 
    end if
  end if
else
   $D := v^2 - 2ax$  {Diskriminante}
  if  $D < 0$  then
     $t := \infty$ 
  else
     $W := \sqrt{D}$ 
     $t_{1,2} := -v \pm \frac{W}{a}$  {1. und 2. Nullstelle}
    if  $t_1 \leq 0$  then
       $t_1 := \infty$ 
    end if
    if  $t_2 \leq 0$  then
       $t_2 := \infty$ 
    end if
     $t := \min\{t_1, t_2\}$ 
  end if
end if

```

Algorithmus B.5 PositiveRootQuadraticStop**Input:** a, v, x **Output:** Entspricht PositiveRootQuadratic unter Berücksichtigung von Extrema (Haltepunkten), ab denen $x(t)$ konstant bleibt

```

 $t := \text{PositiveRootQuadratic}(a, v, x)$ 
if  $\text{PositiveExtremalQuadratic}(a, v) < t$  then
   $t := \infty$ 
end if

```

Algorithmus B.6 PositiveIntersectionQuadraticStop**Input:** $v_1, a_1, x_2 (> 0), v_2, a_2$ **Output:** Erster positiver Schnittpunkt $t > 0$ zweier quadratischer Bewegungen $x_1(t) = v_1t + \frac{1}{2}a_1t^2$, $x_2(t) = x_2 + v_2t + \frac{1}{2}a_2t^2$ unter Berücksichtigung von Extrema (Haltepunkten), ab denen $x_1(t)$ bzw. $x_2(t)$ konstant bleibt

```

1: Berechnung des regulären Falls durch Gleichsetzen
if  $x_2 \leq 0$  then
   $t := \infty$  {Potentielle Schnitte „von hinten“ ignorieren}
return
end if
 $t := \text{PositiveRootQuadratic}(a_2 - a_1, v_2 - v_1, x_2)$ 

2: Test und Berechnung der irregulären Fälle „Haltepunkte“
 $t_{S,1} := \text{PositiveExtremalQuadratic}(a_1, v_1)$ 
 $t_{S,2} := \text{PositiveExtremalQuadratic}(a_2, v_2)$ 
if  $t > \min\{t_{S,1}, t_{S,2}\}$  then
  if  $t_{S,2} < t_{S,1}$  then
    {Schnitt von  $x_1(t)$  mit Scheitelwert von  $x_2(t)$ }
     $x_{S,2} := \text{ValueQuadratic}(a_2, v_2, x_2, t_{S,2})$ 
     $t := \text{PositiveRootQuadratic}(a_1, v_1, -x_{S,2})$ 
  else
    {Schnitt von  $x_2(t)$  mit Scheitelwert von  $x_1(t)$ }
     $x_{S,1} := \text{ValueQuadratic}(a_1, v_1, 0, t_{S,1})$ 
     $t := \text{PositiveRootQuadratic}(a_2, v_2, x_2 - x_{S,1})$ 
  end if
  {Test ob Ergebnis im Intervall der Scheitelwerte liegt}
  if  $(t < \min\{t_{S,1}, t_{S,2}\}) \vee (t > \max\{t_{S,1}, t_{S,2}\})$  then
     $t := \infty$  {Es existiert kein positiver Schnittpunkt}
  end if
end if

```

Abkürzungen, Notation und Formelzeichen

Abkürzungen

1D, 2D, 3D	ein-, zwei-, dreidimensional
AA	Auction Algorithm
ABS	Antiblockiersystem
ACC	Adaptive Cruise Control
BAS	Bremsassistent
CA	Constant Acceleration, Collision Avoidance
CAM	Camera
CAN	Controller Area Network
CCD	Charge Coupled Device
CMOS	Complementary Metal Oxide Semiconductor
CMS	Collision Mitigation System
CWS	Collision Warning System
CV	Constant Velocity
DGL	Differentialgleichung
EKF	Extended Kalman Filter
EOT	Extended Object Tracker
ESP	Elektronisches Stabilitätsprogramm
FAS	Fahrerassistenzsystem
FC	Fusion Center
FFT	Fast Fourier Transform
FM	Frequency Modulation
FMCW	Frequency Modulated Continuous Wave
GPS	Global Positioning System
GT	Ground Truth
LASER	Light Amplification by Stimulated Emission of Radiation
LIDAR	Light Detection and Ranging
LRR	Long Range Radar
LS	Least Squares
MMAE	Multiple Model Adaptive Estimator
MMSE	Minimum Mean Square Error Estimator
NHTSA	National Highway Traffic Safety Administration
PF	Particle Filter
RADAR	Radio Detection and Ranging

Algorithmus B.7 TimeToLineCrossing (TTLC)

Input: $a, v, \Delta x, b_{stop}$

Output: Berechnet die Dauer $t > 0$ bis die Bewegung $x(t) = vt + \frac{1}{2}at^2$ die (vorzeichenbehaftete) Strecke Δx zurückgelegt hat. b_{stop} gibt an, ob Extrema in $x(t)$ als Haltepunkte interpretiert werden sollen. Existiert keine Lösung, dann wird $t = \infty$ zurückgegeben.

if $b_{stop} = \text{true}$ **then**

$t := \text{PositiveRootQuadraticStop}(a, v, \Delta x)$;

else

$t := \text{PositiveRootQuadratic}(a, v, \Delta x)$;

end if

SIS	Sequential Importance Sampling
SIR	Sequential Importance Resampling
SNR	Signal to Noise Ratio
SRR	Short Range Radar
SVM	Support Vector Machines
TH	Time Headway
TTB	Time To Brake
TTC	Time To Collision
TTE	Time To Enter
TTD	Time To Disappear
TTK	Time To Kickdown
TTR	Time To React
TTS	Time To Steer
UKF	Unscented Kalman Filter
UT	Unscented Transform

Notation

x	skalare Variable bzw. Realisierung einer Zufallsvariablen
X	skalare Zufallsvariable
\mathbf{x}	Vektor
\mathbf{x}^T	Transponierte des Vektors \mathbf{x}
x_i	i -tes Element des Vektors \mathbf{x}
\mathbf{X}	Matrix bzw. vektorielle Zufallsvariable
\mathbf{X}^T	Transponierte von \mathbf{X}
\mathbf{X}^{-1}	Inverse der Matrix \mathbf{X}
\mathbf{X}^\dagger	Pseudoinverse der Matrix \mathbf{X}
$ x $	Betrag von x
$[\cdot]_{x_0}$	Wert des Ausdrucks in Klammern an der Stelle x_0
\hat{x}	Schätzung von x
$\hat{x}(k k-1)$	Schätzung von $x(k)$ zum Zeitpunkt $k-1$
\tilde{x}	sichere (konservative) Schätzung von x
$x(t)$	zeitkontinuierliche Funktion
$\dot{x}(t)$	erste zeitliche Ableitung von $x(t)$
$\ddot{x}(t)$	zweite zeitliche Ableitung von $x(t)$
$x(k)$	zeitdiskrete Funktion
$\mathbf{x}_{j:k}$	Menge aller Vektoren von Zeitpunkt j bis k
$\mathbb{E}\{X\}$	Erwartungswert von X
$\mathbb{E}\{X Y=y\}$	Erwartungswert von X unter der Bedingung $Y=y$
$\text{var}\{X\}$	Varianz von X

$\text{cov}\{X,Y\}$	Kovarianz zwischen X und Y
$f(x)$	skalare Funktion von x
$\mathbf{f}(x)$	vektorielle Funktion von x
$p_X(x)$	Dichtefunktion von X
$p_{X Y}(x Y=y)$	Dichtefunktion von X unter der Bedingung $Y=y$
$\frac{\partial}{\partial x}$	partielle Ableitung nach x
$\arg \max_x f(x)$	Argument, für das $f(x)$ maximal ist
$\max(x,y)$	Maximum von x und y
$\text{Pr}(x)$	Wahrscheinlichkeit für das Auftreten des Ereignisses x
$\text{Pr}(x y)$	Wahrscheinlichkeit für x unter der Bedingung y
$\text{UT}\{\cdot\}$	Operator der Unscented Transformation
$\mathcal{O}(\cdot)$	Ordnung der Komplexität (Landau-Symbol)
\emptyset	leere Menge

Die wichtigsten Formelzeichen

α	Quantilswert, Irrtumswahrscheinlichkeit
a_{ego}	Längsbeschleunigung des Systemfahrzeugs über Grund
a_{lat}	laterale Objektbeschl. in krummlinigen Koordinaten
a_{min}	physikalisch mögliche Bremsverzögerung
a_{obj}	longit. Objektbeschl. in krummlinigen Koordinaten
$a_{obj,y}$	laterale Objektbeschleunigung in Fahrzeugkoordinaten
$a_{obj,x}$	longitudinale Objektbeschl. in Fahrzeugkoordinaten
a_{rad}	maximale Zentripetalbeschl. bei stationärer Kreisfahrt
a_{req}	zur Kollisionsvermeidung notwendige Bremsverzögerung
β	Nickwinkel der Kamera
c_x, c_y, c_z	Positionskoordinaten der Kamera
CNN	Kovarianzmatrix des Messrauschens
CVV	Kovarianzmatrix des Systemrauschens
Cxx	Kovarianzmatrix des Zustands
CUU	Kovarianzmatrix des Steuereingangs
CAA	Kovarianzmatrix des adaptiven Systemrauschens
$\delta(\cdot)$	Dirac'sche Delta-Distribution
Ψ_{ego}	Giergeschwindigkeit
D_M^{ij}	Mahalanobisabstand zwischen Messung i und j
$\Delta\text{T CMS}$	effektive Vorwarnzeit des CMS
ΔTTR	Reaktionszeitgewinn des CMS
f	Brennweite
$\mathbf{f}(\cdot)$	nichtlineare Systemgleichung
$\mathbf{F}(k)$	Systemmatrix

$\mathbf{h}(\cdot)$	nichtlineare Messgleichung
$\mathbf{H}(k)$	Beobachtungsmatrix
k	diskreter Zeitparameter
$\mathbf{K}(k)$	Kalmangewicht
λ, η	Entscheidungsschwelle
l_{obj}	Objektlänge
$\mathcal{L}(i)$	Parametervektor der i -ten CMS-Stufe
$\mathbf{n}(k)$	Messrauschen
N_S	Partikelanzahl
$\Pr(\bar{\mathcal{C}}_0 \mathcal{S})$	Wahrscheinlichkeit der autonom Kollisionsvermeidung
$\Pr(\bar{\mathcal{C}}_1 \mathcal{S})$	W. der Kollisionsvermeidung durch einen Fahrer
$\Pr(\bar{\mathcal{C}}_2 \mathcal{S})$	W. der Kollisionsvermeidung durch beide Fahrer
$q_{0.5}$	Medianwert der Fahrerreaktionszeiten
r	Messung Abstands
\dot{r}	Messung der Abstandsänderung
r_{ego}	Fahrradius des Systemfahrzeugs
φ	Messung des Azimuthwinkels
$\varphi_{SRR}(j)$	Orientierungswinkel des j -ten Nahbereichsradars
σ^2	Varianz einer skalaren Zufallsvariablen
t	kontinuierlicher Zeitparameter
T_S	Abtastperiode des Systems
T_{CAM}	Abtastperiode der Kamera
TTR_{max}	maximale Reaktionszeitreserve
TTR_{mod}	wahrscheinlichste Reaktionszeitreserve
$\mathbf{u}(k)$	Steuereingang
$\mathbf{v}(k)$	Systemrauschen
v_{ego}	Fahrgeschwindigkeit des Systemfahrzeugs über Grund
v_{lat}	laterale Objektgeschw. in krummlinigen Koordinaten
v_{obj}	longitudinale Objektgeschw. in krumml. Koordinaten
$v_{obj,y}$	laterale Objektgeschw. in Fahrzeugkoordinaten
$v_{obj,x}$	longitudinale Objektgeschw. in Fahrzeugkoordinaten
w_i	normiertes Partikelgewicht
w_{obj}	Objektbreite
y_{obj}	laterale Objektablage in kart. oder krumml. Koordinaten
$y_{obj,l}, y_{obj,r}$	linke und rechte Außenkante
y_{PIX}	horizontale Pixelkoordinate eines Weltpunkts
\hat{y}_{PIX}	horizontale Pixelgeschwindigkeit eines Weltpunkts
$y_{SRR}(j)$	Querposition des j -ten Nahbereichsradars
Y_j	j -te projizierte Messung (normalverteilt)
$\mathbf{x}(k)$	Zustandsvektor

\mathbf{x}_i	Partikel (Zustandshypothese)
x_{obj}	long. Objektsabstand in kart. oder krumml. Koordinaten
$x_{obj,ctrl}$	beherrschbarer Abstand
x_{PIX}	vertikale Pixelkoordinate eines Weltpunkts
$x_{SRR}(j)$	Längsposition des j -ten Nahbereichsradars
$\mathbf{z}(k)$	Messvektor
\mathbf{z}^p	Pseudomessung
\mathbf{z}^t	theoretische Messung ohne Messrauschen

Literaturverzeichnis

- [1] F. Albrecht: *Die rechtlichen Rahmenbedingungen bei der Implementierung von Fahrerassistenzsystemen zur Geschwindigkeitsbeeinflussung*. Deutsches Autorecht (DAR), ADAC Verlag GmbH, S. 186–198, 2005. Der Autor ist Referent in dem für Fahrerassistenzsysteme zuständigen Referat des Bundesministeriums für Verkehr, Bau- und Wohnungswesen.
- [2] A. Amditis, N. Floudas und A. Polychronopoulos: *Lateral motion tracking of automobiles*. In: *Proceedings of the Seventh International Conference on Information Fusion*, Bd. II, S. 768–774, Mountain View, CA, USA. International Society of Information Fusion, Juni 2004.
- [3] A. Amditis, A. Polychronopoulos, N. Floudas und L. Andreone: *Fusion of infrared vision and radar for estimating the lateral dynamics of obstacles*. *Information Fusion* (Elsevier), Bd. 6, Nr. 2, S. 129–141, Juni 2005.
- [4] C. Ameling und A. Kirchner: *The Electronic Copilot for an Autonomous Vehicle: State of Development*. In: *Proc. IEEE Intelligent Vehicles Symp.*, Okt. 2000.
- [5] P. Armitage: *Sequential Analysis with More than Two Alternative Hypotheses, and its Relation to Discriminant Function Analysis*. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B* (Methodological), Bd. 12, Nr. 1, S. 137–144, 1950.
- [6] S. Arulampalam, S. Maskell, N. Gordon und T. Clapp: *A Tutorial on Particle Filters for On-line Non-linear/Non-Gaussian Bayesian Tracking*. *IEEE Transactions on Signal Processing*, Bd. 50, Nr. 2, S. 174–188, Feb. 2002.
- [7] Y. Bar-Shalom und T. E. Fortmann: *Tracking and Data Association*, Bd. 197 d. Reihe *Mathematics in Science and Engineering*. Academic Press, Inc., San Diego, CA, USA, 1987.
- [8] Y. Bar-Shalom und X.-R. Li: *Estimation and Tracking: Principles, Techniques, and Software*. Artech House, Inc., Norwood, MA, USA, 1993.
- [9] P. Barber und N. Clarke: *Advanced Collision Warning Systems*. In: *IEEE Colloquium on Industrial Automation and Control: Applications in the Automotive Industry* (Digest No. 1998/234), 1998.
- [10] J. Barraquand, B. Langlois und J. C. Latombe: *Numerical potential field techniques for robot path planning*. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, Bd. 22, Nr. 2, S. 224–241, Aug. 1992.
- [11] A. Bemporad und M. Morari: *Control of systems integrating logic, dynamic, and constraints*. *Automatica*, S. 407–427, 1999.
- [12] J. Bentley und T. Ottmann: *Algorithms for reporting and counting geometric intersections*. *IEEE Transactions on Computers*, Bd. C-28(9), S. 643–647, 1979.
- [13] L. M. Bergasa, J. Nuevo, M. A. Sotela, R. Barea und M. E. Lopez: *Real-Time System for Monitoring Driver Vigilance*. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, Bd. 7, Nr. 1, S. 63–77, März 2006.
- [14] T. Böhm: *Erkennung und Verfolgung von Fahrzeugen im Videobild*. Diplomarbeit, Universität Stuttgart, Stuttgart, Germany, Apr. 2003.
- [15] F. Biral, M. D. Lio und E. Bertolazzi: *Combining safety margins and user preferences into a driving criterion for optimal control-based computation of reference maneuvers for an ADAS of the next generation*. In: *Proc. IEEE Intelligent Vehicles Symp.*, Juni 2005.
- [16] H. A. Blom und E. A. Bloem: *Particle Filtering for stochastic hybrid systems*. In: *IEEE Conference on Decision and Control*, Atlantis, Paradise Island, Bahamas. Dez. 2005.
- [17] T. Brandt, T. Sattel und J. Wallaschek: *On Automatic Collision Avoidance Systems*. *SAE World Congress*, Apr. 2005. Reprint.
- [18] A. Broadhurst, S. Baker und T. Kanade: *Monte Carlo Road Safety Reasoning*. *Proc. IEEE Intelligent Vehicles Symp.*, 2005.
- [19] S. Bronstein: *Taschenbuch der Mathematik*. B. G. Teubner, 1996.
- [20] S. J. Brunson, E. M. Kyle, N. C. Phamdo und G. R. Prezioti: *Alert algorithm development program - NHTSA rear-end collision alert algorithm*. US Department of Transportation (US DOT), 2002.
- [21] M. Bühren und B. Yang: *Automotive Radar Target List Simulation based on Reflection Center Representation of Objects*. In: *Workshop on Intelligent Transportation (WIT)*, Hamburg, Germany. März 2006.
- [22] G. T. Caprano, A. Farina, H. Griffiths und M. C. Wicks: *Knowledge-Based Radar Signal and Data Processing*. *IEEE Signal Processing Magazine*, Bd. 23, Nr. 1, S. 18–29, Jan. 2006.
- [23] A. Carullo und M. Parvis: *An Ultrasonic Sensor For Distance Measurement In Automotive Applications*. *IEEE Sensors Journal*, Bd. 1, Nr. 2, Aug. 2001.
- [24] A. Chakravarthy und D. Ghose: *Obstacle Avoidance in a Dynamic Environment: A Collision Cone Approach*. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics—Part A: Systems and Humans*, Bd. 28, Nr. 5, S. 562–574, 1998.
- [25] T. M. Chan: *A Simple Trapezoid Sweep Algorithm for Reporting Red/Blue Segment Intersections*. In: *Proc. of 6th Canadian Conference on Computational Geometry*, S. 263–268, 1994.
- [26] Y. Chen und Y. Rui: *Real-time Speaker Tracking Using Particle Filter Sensor Fusion*. *Proceedings of the IEEE*, Bd. 92, Nr. 3, S. 485–494, März 2004.

- [27] E. Dagan, O. Mano, G. P. Stein und A. Shasua: *Forward Collision Warning with a Single Camera*. In: *Proc. IEEE Intelligent Vehicles Symp.*, 2004.
- [28] I. Dagli: *Erkennung von Einscherer-Situationen für Abstandsregeltemperamenten*. Dissertation, Eberhard-Karls-Universität Tübingen, 2005.
- [29] T. Dang, C. Hoffmann und C. Stiller: *Self-calibration for Active Automotive Stereo Vision*. In: *Proc. IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, Tokyo, Japan, Juni 2006.
- [30] Defense Advanced Research Projects Agency (DARPA): *Grand Challenge*. <http://www.darpa.mil/grandchallenge/>. Letzter Abruf der Webseite erfolgte am 16.10.2006.
- [31] A. Doi, T. Butsuen, T. Niibe, T. Yakagi, Y. Yamamoto und H. Senii: *Development of a rear-end collision avoidance system with automatic braking control*. JSAE Review, Bd. 15, Nr. 4, S. 335–340, Okt. 1994.
- [32] R. Douc, O. Cappé und E. Mouline: *Comparison of Resampling Schemes for Particle Filtering*. In: *4th International Symposium on Image and Signal Processing and Analysis (ISPA)*, Zagreb, Croatia, Sep. 2005.
- [33] W. Fastenmaier, H. Gstalter und U. Lehnig: *Analyse von Spurwechselvorgängen im Verkehr*. Zeitschrift für Arbeitswissenschaft, Bd. 1., 2001.
- [34] J. A. Fax: *Optimal and Cooperative Control of Vehicle Formations*. Dissertation, California Institute of Technology, Pasadena, CA, USA, 2002.
- [35] D. Fox: *KLD-Sampling: Adaptive Particle Filters*. In: *Advances in Neural Information Processing Systems 14*. MIT press, 2001.
- [36] W. Franz: *Car-to-Car Communication – Anwendungen und aktuelle Forschungsprogramme in Europa, USA und Japan*. In: *Beitrag im Rahmen des vom BMB+F geförderten Projekts NOW: Network on Wheels*. Interne Quelle.
- [37] Y. Fujita, K. Akuzawa und M. Sato: *Radar brake system*. In: *Proc. of the 1995 Annual Meeting of ITS America*, S. 95–101, März 1995.
- [38] K. C. Fürstenberg, V. Willhoeft und K. C. Dietmayer: *Pedestrian Recognition in Urban Traffic Using A Vehicle Based Multilayer Lasercam*. In: *Proc. of IEEE Intelligent Vehicle Symp.*, 2002.
- [39] D. M. Gavrilin, U. Franke, C. Wöhler und S. Görzig: *Real-Time Vision for Intelligent Vehicles*. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, S. 22–27, Juni 2001.
- [40] A. Gern: *Multisensorielle Spurerkennung für Fahrerassistenzsysteme*. Dissertation, Universität Stuttgart, Logos Verlag, Berlin, Germany, Okt. 2005.
- [41] K. Gilholm und D. Salmund: *Spatial distribution model for tracking extended objects*. In: *IEEE Proc. Radar Sonar Navig.*, Okt. 2005.
- [42] M. A. Goodrich und E. R. Boer: *Designing Human-Centered Automation: Tradeoffs in Collision Avoidance System Design*. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, Bd. 1, Nr. 1., 2000.
- [43] M. Green: *“How Long Does It Take to Stop?” Methodological Analysis of Driver Perception-Brake Times*. Transportation Human Factors, Bd. 2, Nr. 3, S. 195–216, 2000. Online erhältlich unter http://www.visualexpert.com/Resources/green_transportation_hf.pdf.
- [44] S. Hallé, J. Laumonier und B. Chaib-draa: *A Decentralized Approach to Collaborative Driving Coordination*. In: *Proc. IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, Okt. 2004.
- [45] U. D. Hanebeck und J. Horn: *An Efficient Method for Simultaneous Map Building and Localization*. Proceedings of SPIE AeroSense Symposium, Bd. 4385, 2001.
- [46] M. A. Hearst, S. T. Dumais, E. Osuna, J. Platt und B. Schölkopf: *Support Vector Machines*. IEEE Intelligent Systems, Bd. 13, S. 18–28, 1998.
- [47] H. Henftling, D. Klotzbücher und C. Frank: *Ultra Wide Band 24Ghz Sequential Lobe Radar for Automotive Applications*. In: *Proc. International Radar Symposium*, Berlin, Germany. Deutsche Gesellschaft für Ortung und Navigation e.V., Sep. 2005.
- [48] J. Hilgert, K. Hirsch, T. Bertram und M. Hiller: *Emergency Path Planning for Autonomous Vehicles Using Elastic Band Theory*. Proc. IEEE/ASME Int. Conf. on Advanced Intelligent Mechatronics, 2003.
- [49] Y. Ho und R. Lee: *A Bayesian Approach to Problems in Stochastic Estimation and Control*. IEEE Transactions on Automatic Control, Bd. AC(9), S. 333–339, 1964.
- [50] B. Hummel, Z. Yang und C. Duchow: *„Kreuzungsverstehen“ – ein wissenschaftsorientierter Ansatz*. it – Information Technology, Oldenburg Wissenschaftsverlag, Bd. 49, S. 5–16, Jan. 2007.
- [51] J.-H. Hwang, R. C. Arkin und D.-S. Kwon: *Mobile robots at your fingertips: Bezier curve on-line trajectory generation for supervisory control*. In: *Proc. of the IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, 2003.
- [52] R. Jain, R. Kasturi und B. G. Schunck: *Machine Vision*. Mc Graw-Hill, New York, NY, 1995.
- [53] I. Jouny und F. D. Garber: *M-ary Sequential Hypothesis Tests for Automatic Target Recognition*. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Bd. 28, Nr. 2, S. 473–483, Apr. 1992.
- [54] S. J. Julier: *A Skewed Approach to Filtering*. The Proceedings of AeroSense: The 12th International Symposium on Aerospace/Defense Sensing, Simulation and Controls, Bd. 3373, S. 54–65, apr 1998.
- [55] S. J. Julier und J. K. Uhlmann: *A New Extension of the Kalman Filter to Nonlinear Systems*. In: *The Proceedings of AeroSense: The 11th*

- International Symposium on Aerospace/Defense Sensing, Simulation and Controls*, Bd. 3373, S. 182–193, Orlando, FL, USA, 1997.
- [56] R. Kalman: *A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems*. ASME, Journal of Basic Engineering, Bd. 83, S. 35–45, 1960.
- [57] K. D. Kammeyer und K. Kroschel: *Digitale Signalverarbeitung: Filterung und Spektralanalyse mit MATLAB-Übungen*. Teubner Verlag, Stuttgart, 5. Aufl., 2002.
- [58] R. Karlsson: *Particle Filtering for Positioning and Tracking Applications*. Dissertation, Linköping University, Linköping, Sweden, 2005.
- [59] R. Karlsson, J. Jansson und F. Gustafsson: *Model-based Statistical Tracking and Decision Making for Collision Avoidance Application*. In: *Proc. of American Control Conference (ACC)*, März 2004.
- [60] N. Kawasaki und U. Kiencke: *Standard Platform for Sensor Fusion on Advanced Driver Assistance System using Bayesian Network*. In: *Proc. IEEE Intelligent Vehicles Symp.*, Juni 2004.
- [61] Z. Khan, T. Balch und F. Dellaert: *Efficient Particle Filter-Based Tracking of Multiple Interacting Targets Using an MRF-based Motion Model*. In: *Proc. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots & Systems (IROS)*, 2003.
- [62] U. Kiencke und H. Jäckel: *Signale und Systeme*. Oldenburg Verlag, 1996.
- [63] W. Koch: *On Negative Information in Tracking and Sensor Data Fusion: Discussion of Selected Examples*. In: *Proceedings of the 7th International Conference on Information Fusion*, S. 91–98, Juni 2004.
- [64] M. Kopf: *Ein Beitrag zur modellbasierten, adaptiven Fahrerunterstützung für das Fahren auf deutschen Autobahnen*. Dissertation, Universität der Bundeswehr München, Fortschritt-Berichte VDI, VDI Verlag, Reihe 12: Verkehrstechnik/Fahrzeugtechnik, Düsseldorf, Germany, 1994.
- [65] S. Kopischke: *Entwicklung einer Notbremsfunktion mit Rapid Prototyping Methoden*. Dissertation, Technische Universität Braunschweig, Druck & Verlagshaus Mainz GmbH, Aachen, Germany, 2000.
- [66] R. Kovordányi, K. Ohlsson und T. Aln: *Dynamically Deployed Support as a Potential Solution to Negative Behavioral Adaption*. In: *Proc. IEEE Intelligent Vehicles Symp.*, Juni 2005.
- [67] U.-P. Käßpeler: *Erkennung und Verfolgung von Leitpfosten zur Spurpräzision*. Diplomarbeit, Universität Stuttgart, Stuttgart, Germany, Apr. 2003.
- [68] K. Kroschel: *Statistische Nachrichtentheorie: Signal- und Mustererkennung, Parameter- und Signalschätzung*. Springer, Berlin, 3. Aufl., 1996.
- [69] F. Kruse, F. Fölster, M. Ahrholdt, M.-M. Meinecke und H. Rohling: *Object Classification with Automotive Radar*. In: *Proc. International Radar Symposium, Dresden, Germany*, Deutsche Gesellschaft für Ortung und Navigation e.V., Sep. 2003.
- [70] R. Labayrade, C. Royere und D. Aubert: *A Collision Mitigation System using Laser Scanner and Stereovision Fusion and its Assessment*. Proc. IEEE Intelligent Vehicles Symp., 2005.
- [71] R. Lachner: *Collision avoidance as a differential game: real-time approximation of optimal strategies using higher derivatives of the value function*. In: *IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics. Computational Cybernetics and Simulation*, Bd. 3, S. 2308–2313, Okt. 1997.
- [72] U. S. Lages: *Untersuchungen zur aktiven Unfallvermeidung von Kraftfahrzeugen*. Dissertation, Universität der Bundeswehr Hamburg, Fortschritt-Berichte VDI, VDI Verlag, Reihe 12: Verkehrstechnik/Fahrzeugtechnik, Düsseldorf, Germany, 2001.
- [73] D. Lee: *A theory of visual control of braking based on information about time-to-collision*. Perception, Bd. 5, 1976.
- [74] E. Lehmann: *Theory of Point Estimation*. Springer-Verlag, New York, NY, USA, 2. Aufl., 1998.
- [75] X. R. Li und V. P. Jilkov: *Survey of Maneuvering Target Tracking. Part I: Dynamic Models*. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Bd. 39, Nr. 4, S. 1333–1364, Okt. 2003.
- [76] X. R. Li und V. P. Jilkov: *Survey of Maneuvering Target Tracking. Part V: Multiple-Model Methods*. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Bd. 41, Nr. 4, S. 1255–1321, Okt. 2005.
- [77] Y. Liu, Ü. Özgüner und E. Ekici: *Performance Evaluation of Intersection Warning System Using a Vehicle Traffic and Wireless Simulator*. Proc. IEEE Intelligent Vehicles Symp., 2005.
- [78] M. Maurer und C. Stiller: *Fahrerassistenzsysteme mit maschineller Wahrnehmung*. Springer, 2005.
- [79] M. McGettrick: *OGB (Online Gröbner Bases)*. Techn. Ber. NUIG-II-251103, National University of Ireland, Department of Information Technology, Galway, Ireland, Nov. 2003.
- [80] U. Meis und R. Schneider: *Radar Image Acquisition and Interpretation for Automotive Applications*. In: *Proc. of IEEE Intelligent Vehicle Symp.*, S. 328–332, Ohio, USA, 2003.
- [81] R. van der Merwe, A. Doucet, N. de Freitas und E. A. Wan: *The Unscented Particle Filter*. Techn. Ber. CUED/F-INFENG/TR 380, Cambridge University Engineering Department, 08 2000.
- [82] I. M. Mitchell, A. M. Bayen und C. J. Tomlin: *A Time-Dependent Hamilton-Jacobi Formulation of Reachable Sets for Continuous Dynamic Games*. IEEE Transactions on Automatic Control, Bd. 50, Nr. 7, S. 947–957, 2005.

- [83] R. Möbus, A. Joos und U. Kolbe: *Multi-Target Multi-Object Radar-tracking*. In: *Proc. IEEE Intelligent Vehicles Symp.*, S. 489–494, Juni 2003.
- [84] R. Möbus und U. Kolbe: *Multi-Target Multi-Object Tracking Sensor Fusion of Radar and Infrared*. In: *Proc. IEEE Intelligent Vehicles Symp.*, S. 732–737, Juni 2004.
- [85] A. Mutambara: *Information Based Estimation for Both Linear and Nonlinear Systems*. In: *Proceedings of the American Control Conference*, S. 1329–1333. AACC, Juni 1999.
- [86] W. L. Nelson: *Continuous Steering-Function Control of Robot Carts*. IEEE Transactions on Industrial Electronics, Bd. 36, Nr. 3, S. 330–337, Aug. 1989.
- [87] G. D. Nicolao, A. Ferrara und L. Giacomini: *A Collision Risk Assessment Approach as a Basis for the On-board Warning Generation in Cars*. In: *Proc. IEEE Intelligent Vehicles Symp.*, S. 436–441, Juni 2002.
- [88] A. Nüchter, K. Lingemann und J. Hertzberg: *6D SLAM with Kurt3D*. In: *Workshop at the International Conference Spatial Cognition – Robotic 3D Environment Cognition*, Bremen. 2006.
- [89] A. V. Oppenheim und R. W. Schaffer: *Discrete-Time Signal Processing*. Prentice-Hall, Engelwood Cliffs, NJ, 1998.
- [90] N. M. Patrikalakis: *Computational Geometry*. Skriptum zur Vorlesung, Massachusetts Institute of Technology, Cambridge, MA, USA, 2003.
- [91] S. Petti und T. Fraichard: *Safe Motion Planning in Dynamic Environments*. In: *Proc. of the IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, 2005.
- [92] A. Polychronopoulos, M. Tsogas, A. Amditis, U. Scheuweit, L. Andreone und F. Tango: *Dynamic situation and threat assessment for collision warning systems: the EUCLIDE approach*. In: *Proc. IEEE Intelligent Vehicles Symp.*, 2004.
- [93] S. Quinlan und O. Khatib: *Safe Motion Planning in Dynamic Environments*. In: *Proc. IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, S. 802–807, Atlanta, Georgia, USA. 1993.
- [94] S. Rau: *Analyse und Bewertung von optimalen Datenzuordnungsverfahren für ein Multi-Sensor-Multi-Target-Tracking System*. Diplomarbeit, Fachhochschule Stuttgart – Hochschule für Technik, Stuttgart, Dez. 2003.
- [95] B. Ristic, S. Arulampalam und N. Gordon: *Beyond the Kalman Filter – Particle Filters for Tracking Applications*. Artech House Radar Library. Artech House, Inc., Boston, MA, USA, 2004.
- [96] G. L. Rogova und V. Nimier: *Reliability in information fusion: Literature survey*. In: *Proceedings of the Seventh International Conference on Information Fusion*, Bd. II, S. 1158–1165, Mountain View, CA, USA. International Society of Information Fusion, Juni 2004.
- [97] A. Schanz: *Fahrerassistenz zum automatischen Parken*. Dissertation, Universität Siegen, Fortschritt-Berichte VDI, VDI Verlag, Reihe 12: Verkehrstechnik/Fahrzeugtechnik, Düsseldorf, Germany, 2005.
- [98] M. Schlosser: *Lineare Schätzer zur multisensores Objektverfolgung in verteilten, nichtlinearen Systemen*. Dissertation, Universität Karlsruhe, Shaker Verlag, Aachen, 2006.
- [99] M. Schraut: *Umgebungserfassung auf Basis lernender digitaler Karten zur vorausschauenden Konditionierung von Fahrerassistenzsystemen*. Dissertation, Technische Universität München, Netzpublikation der Deutschen Nationalbibliothek: Online: <http://deposit.ddb.de>, 2000.
- [100] A. Seek und T. M. Gasser: *Klassifizierung und rechtliche Würdigung der Rahmenbedingungen im Zusammenhang mit der Einführung moderner FAS*. In: *2. Tagung Aktive Sicherheit durch Fahrerassistenz*, Garching bei München. Technische Universität München, Lehrstuhl für Fahrzeugtechnik, TÜV SÜD Akademie GmbH, Apr. 2006.
- [101] G. Shafer: *A theory of statistical evidence*. Foundations of Probability Theory, Statistical Inference, and Statistical Theories of Science, Bd. II, S. 365–436, 1976.
- [102] C. E. Smith und H. Schaub: *Efficient Polygonal Intersection Determination with Applications to Robotics and Vision*. In: *Proc. IEEE Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, 2005.
- [103] A. Soto: *Self Adaptive Particle Filter*. In: *IJCAI, Proc. Intern. Joint Conf. on Artificial Intelligence*, S. 1398, Edinburgh, Scotland. Juli 2005.
- [104] Statistisches Bundesamt Wiesbaden: *Unfallgeschehen im Strassenverkehr 2004*. <http://www.destatis.de>, Aug. 2005. Bericht Online abrufbar.
- [105] W. Stehle: *Allgemeine Optimierungsverfahren*. Skriptum zur Vorlesung, Institut für Nachrichtentechnik, Universität Karlsruhe, Karlsruhe, 2000.
- [106] F. Stein: *Efficient Computation of Optical Flow*. In: *Proceedings of the 26th DAGM Pattern Recognition Symposium*, Tübingen, Germany. Springer, Aug. 2004.
- [107] G. Tao: *Adaptive Control Design and Analysis*. Adaptive and Learning Systems for Signal Processing, Communications, and Control. John Wiley & Sons, 1. Aufl., 2003.
- [108] J. D. Tardós: *Representing partial and uncertain sensorial information using the theory of symmetries*. In: *Proc. IEEE Int. Conf. Robot. Automat.*, S. 1799–1804, 1992.
- [109] K. Tischer und B. Hummel: *Enhanced Environmental Perception by Inter-Vehicle Data Exchange*. In: *Proc. IEEE Intelligent Vehicles Symp.*, 2005.

- [110] M. Trivedi, T. Ghandi und J. McCall: *Looking-In and Looking-Out of a Vehicle: Selected Investigations in Computer Vision based Enhanced Vehicle Safety*. In: *Proc. IEEE International Conference on Vehicular Electronics and Safety*, Okt. 2005.
- [111] S. Tsugawa: *Inter-Vehicle Communications and their Applications to Intelligent Vehicles: An Overview*. In: *Proc. IEEE Intelligent Vehicles Symp.*, S. 564–569, Versailles, France, 2002.
- [112] B. Ulmer: *VITA II – Active Collision Avoidance in Real Traffic*. In: *Proc. IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, 1994.
- [113] R. Unger: *Gedanken eines Versicherers zu Fahrerassistenzsystemen*. In: *Integrierte Sicherheit und Fahrerassistenzsysteme 21. Internationale VDI/VW-Gemeinschaftstagung*, Bd. 1864 d. Reihe VDI-Berichte, S. 3–13. VDI, Wolfsburg, Germany, Okt. 2004.
- [114] T. Unselt: *Wohlfühkurven*. DaimlerChrysler AG, interne Kommunikation, 2005.
- [115] T. Unselt, J. Breuer und L. Eckstein: *Fussgängerschutz durch Bremsassistentz*. In: *Aktive Sicherheit durch Fahrerassistenz*, Technische Universität München, Lehrstuhl für Fahrzeugtechnik, Garching, März 2004.
- [116] A. Vahidi und A. Eskandarian: *Research Advances in Intelligent Collision Avoidance and Adaptive Cruise Control*. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, Bd. 4, Nr. 3, Sep. 2003.
- [117] Verband der Automobilindustrie (VDA): *Integration von aktiver und passiver Sicherheit*. Auto Jahresbericht 2005, 2005.
- [118] J. Vermak, N. Ikoma und S. J. Godsil: *Extended Object Tracking using Particle Techniques*. In: *Proc. IEEE Aerospace Conference*, S. 1876–1885, 2004.
- [119] A. Wald: *Sequential Tests of Statistical Hypotheses*. The Annals of Mathematical Statistics, Bd. 16, Nr. 2, S. 117–186, Juni 1945.
- [120] E. A. Wan und R. van der Merwe: *The Unscented Kalman Filter for Nonlinear Estimation*. In: *Proc. of Symposium 2001 on Adaptive Systems for Signal Processing, Communications and Control*, Okt. 2000.
- [121] E. A. Wan und R. van der Merwe: *The Unscented Kalman Filter*. In: S. Haykin (Hrsg.): *Kalman Filtering and Neural Networks*, Kap. 7. Wiley, Sep. 2001.
- [122] C. E. Wee und R. N. Goldman: *Elimination and Resultants – Part 1: Elimination and Bivariate Resultants*. IEEE Computer Graphics and Applications, Bd. 15, Nr. 1, S. 69–77, Jan. 1995.
- [123] J. Weißke: *Beitrag zur Entwicklung eines optimierten Bremsassistenten*. Dissertation, Technische Universität Darmstadt, Ergonomia Verlag, Stuttgart, Germany, 2003.
- [124] K. Weiss, H. Philipps und T.-B. To: *Environmental Perception and Situation Assessment for an advanced Highway Assistant*. In: *Proc. IEEE Intelligent Vehicles Symp.*, Juni 2005.

- [125] W. Wiesbeck: *Radar Systems Engineering*. Skriptum zur Vorlesung, Institut für Hochfrequenztechnik und Elektronik, Universität Karlsruhe, Karlsruhe, 2003.
- [126] L. Yang, J. H. Yang, E. Feron und V. Kulkarni: *Development of a Performance-Based Approach for a Rear-End Collision Warning and Avoidance System for Automobiles*. In: *Proc. IEEE Intelligent Vehicles Symp.*, 2003.
- [127] Y. Zhang, E. K. Antonsson und K. Grote: *A New Threat Assessment Measure for Collision Avoidance Systems*. In: *Proc. of the IEEE Intelligent Transportation Systems Conference*, S. 968–975, Toronto, Kanada, Sep. 2006.
- [128] P. Zheng und M. McDonald: *The Effect of Sensor Errors on the Performance of Collision Warning Systems*. In: *Proc. IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, 2003.
- [129] Y. Zhu und B. Li: *Optimal interval estimation based on sensor interval estimates with confidence degrees*. Automatica (Elsevier), Bd. 42, Nr. 1, S. 101–108, Jan. 2006.
- [130] A. Zomoter: *Fahrwerktechnik: Fahrerverhalten*. Vogel-Fachbuch: Kraftfahrzeugtechnik. Vogel Verlag und Druck KG, Würzburg, 2. Aufl., 1991.

Betreute Diplomarbeiten, Veröffentlichungen

- [S1] Julien Lévyier: *Fusion of information from Radar and Camera for environmental perception*. Diplomarbeit, Universität Karlsruhe, Karlsruhe, 2006.
- [S2] Kaushik Bhaskaran: *Efficient Trajectory Planning for Situation Assessment in Collision Mitigation Systems*. Masterarbeit, Hochschule Karlsruhe - Technik und Wirtschaft, Karlsruhe, 2006.
- [V1] T. Weiss, J. Hillenbrand und F. Jondral: *A Diversity Approach for the Detection of Idle Spectral Resources in Spectrum Pooling Systems*. Proc. of the 48th International Scientific Colloquium, Ilmenau, Germany, 2003.
- [V2] T. Weiss, J. Hillenbrand, A. Krohn und F. Jondral: *Efficient Signaling of Spectral Resources in Spectrum Pooling Systems*. Proc. IEEE Symposium on Communications and Vehicular Technology, Antwerpen, Netherlands, 2003.
- [V3] T. Weiss, J. Hillenbrand, A. Krohn und F. Jondral: *Mutual Interference in OFDM-based Spectrum Pooling Systems*. Proc. IEEE Vehicular Technology Conference (VTC Spring), Milan, Italy, Mai 2004.
- [V4] J. Hillenbrand, T. Weiss und F. Jondral: *Calculation of Detection and False Alarm Probabilities in Spectrum Pooling Systems*. IEEE Communications Letters, Bd. 9, Nr. 4, S. 349-351, April 2005.
- [V5] J. Hillenbrand, V. Schmid und K. Kroschel: *Situation Assessment Algorithm for a Collision Prevention Assistant*. Proc. IEEE Intelligent Vehicles Symp., Las Vegas, USA, Juni 2005.
- [V6] J. Hillenbrand, A. Spieker und K. Kroschel: *Efficient Decision Making for a Multi-Level Collision Mitigation System*. Proc. IEEE Intelligent Vehicles Symp., Tokyo, Japan, Juni 2006.
- [V7] J. Hillenbrand und K. Kroschel: *A Study on the Performance of Uncooperative Collision Mitigation Systems at Intersection-like Traffic Situations*. Proc. IEEE Cybernetics and Intelligent Systems, Bangkok, Thailand, Juni 2006.
- [V8] J. Hillenbrand, A. Spieker und K. Kroschel: *A Multilevel Collision Mitigation Approach - its Situation Assessment, Decision Making and Performance Tradeoffs*. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, Bd. 7, Nr. 4, S. 528-540, Dez. 2006.
- [V9] J. Hillenbrand und K. Kroschel: *Umfeldsensierende Fahrerassistenzsysteme der aktiven Sicherheit - Systemausprägungen im Spannungsfeld zwischen Fahrerakzeptanz, Systemnutzen und Produkthaftung*. DGLR Tagungsband zur 48. Fachausschussitzung Anthropotechnik, Cognitive Systems Engineering in der Fahrzeug- und Prozessführung, S 111-128, Fraunhofer IITB, Karlsruhe, Okt. 2006.

Lebenslauf

Persönliche Daten

Name Jörg Hillenbrand
 Geburtsdatum 15.11.1975
 Geburtsort Malsch
 Staatsangehörigkeit deutsch

Schulbildung

1985-1988 Johann-Peter-Hebel-Schule, Grundschule Schöllbronn
 1988-1993 Wilhelm-Lorenz-Realschule, Ettlingen
 1993-1995 Albert-Einstein-Schule (Technisches Gymnasium), Ettlingen

Zivildienst

1995-1996 Deutsches Rotes Kreuz (DRK), Ortsverband Karlsruhe

Studium und Berufsweg

1996-2002 Studium der Elektro- und Informationstechnik an der Universität Karlsruhe
 2000 Praktikum bei der Behr Heat Transfer Systems, Inc., Charleston, SC, USA
 2003-2006 Doktorand bei der DaimlerChrysler AG, Entwicklung Fahrerassistenzsysteme (EP/ERW), Sindelfingen
 seit 2006 Entwicklungssingenieur bei der DaimlerChrysler AG, EP/ERW

