UNI DAS

# 8. Workshop Fahrerassistenzsysteme

# FAS 2012

8. Workshop

Fahrerassistenzsysteme

FAS2012

Walting im Altmühltal, 26.-28. September 2012

Copyright Uni-DAS e.V.
Alle Rechte, auch das des auszugsweisen Nachdruckens, der auszugsweisen oder vollständigen Wiedergabe, der Speicherung in Datenverarbeitungsanlagen und der Übersetzung, vorbehalten.

Printed in Germany

ISBN 978-3-941543-10-2

Uni-DAS e.V.
Petersenstrasse 30
64287 Darmstadt
Telefon: 06093 - 353 465 Telefax: 06093 - 353176
www.uni-das.de

# Vorwort

Im Zyklus von 1,5 Jahren findet 2012 der 8. Workshop Fahrerassistenzsysteme statt, diesmal zum 2. Mal in Organisation der Uni–DAS e.V. In den letzten gut 10 Jahren seit Bestehen dieser Workshop–Reihe haben sich Fahrerassistenzsysteme von Nischenprodukten für Fahrzeuge der Oberklasse in Richtung Massenprodukte entwickelt und damit Eingang in Mittelklasse und teilweise sogar Kleinwagen gefunden. Die Funktionalität ist allerdings immer noch auf vergleichsweise einfache Einzelfunktionen begrenzt und ein Zusammenwirken der Assistenzsysteme im Verbund im Fahrzeug immer noch die Ausnahme.

Die Herausforderungen für die Zukunft der Fahrerassistenz liegen daher aus heutiger Sicht in zwei Domänen: Zum einen muss die Mehrfachnutzung von zudem möglichst noch kostengünstigeren Sensoren und Komponenten für verschiedene Assistenzfunktionen umgesetzt werden, um damit den Zugang zum Massenmarkt weiter zu beschleunigen. Zum anderen sind zukünftig noch leistungsfähigere vernetzte Funktionen wie Ausweichassistenten oder ein abschnittweises autonomes Fahren wünschenswert, die unter dem Schlagwort „hochautomatisiertes Fahren“ zunehmend diskutiert werden. Die Realisierung dieses ambitionierten Zieles erfordert Forschungs– und Entwicklungsaktivitäten auf allen Ebenen der Wirkungskette, angefangen mit der weiteren Verbesserung der Sensorik über Algorithmen zur Informationsfusion, Umgebungserfassung, Umgebungsrepräsentation, Situationsverstehen sowie der Handlungsplanung und Absicherung. Zunehmend wird aber auch der Mensch als Nutzer derartiger komplexer Systeme noch stärker in den Mittelpunkt rücken müssen, dessen Akzeptanz für und Vertrauen in derartige Systeme maßgeblich von einem geeigneten und für ihn transparenten HMI abhängt. Rechtliche Fragen der Zulassung und Haftung im Zusammenhang mit hochautomatisierten Funktionen sind trotz aller laufenden Aktivitäten noch offene Punkte. Derartige Systeme werden daher nur in interdisziplinärer Zusammenarbeit aller Fachgebiete realisierbar sein, wozu auch dieser Workshop einen Beitrag leisten möchte. Der vorliegende Tagungsband fasst die eingereichten und diskutierten Paper des 8.Workshops 2012 zusammen.

Die Durchführung eines derartigen Workshops ist nie die Arbeit einer Person allein. Bei der Organisation haben mich Frau Claudia Fricke und Herr Jürgen Wiest maßgeblich unterstützt, wofür ich mich an dieser Stelle herzlich bedanken möchte. Mein Dank gilt auch meinen Kollegen von Uni–DAS e.V. die die Organisation vieler Programmpunkte eigenständig übernahmen sowie natürlich allen Teilnehmern für ihre Beiträge und Unterstützung bei Sitzungsleitung.

Walting, im September 2012

Klaus Dietmayer

# Inhalt

**Seite**

## Test von Assistenzfunktionen

1 **Effiziente Felderprobung von Fahrerassistenzsystemen**
*P. Glauner, A. Blumenstock, M. Haueis, Daimler AG* **5**

2 **Ansatz zur Kontrollierbarkeitsbewertung von Fahrerassistenzsystemen vor dem Hintergrund der ISO 26262**
*A. Weitzel, H. Winner, TU Darmstadt* **15**

3 **Wirkungsanalyse von ACC und FCW auf Grundlage von CAN–Daten im Rahmen eines Feldversuchs**
*M. Benmimoun, F. Fahrenkrog, A. Pütz, A. Zlocki, L. Eckstein, RWTH Aachen* **27**

## Lokalisierung

4 **Experimente zur hochpräzisen landmarkenbasierten Eigenlokalisierung in unsicherheitsbehafteten digitalen Karten**
*H. Lategahn, C. Stiller, Karlsruher Institut für Technologie* **39**

## Objekttracking

5 **Generalisierte probabilistische Datenassoziation mit zustandsabhängiger Kardinalitätsverteilung**
*C. Adam, R. Schubert, E. Richter, G. Wanielik, TU Chemnitz* **47**

6 **Multi–Model–PHD–Filter zur Verfolgung von Verkehrsteilnehmern an Kreuzungen mit Laserscannern**
*D. Meißner, S. Reuter, K. Dietmayer, Universität Ulm* **57**

## Freiraum- und Trajektorienbestimmung

7 **Modellbasierte Freiraumverfolgung für Fahrerassistenzsysteme**
*M. E. Bouzouraa, Audi AG* **67**

8 **Kombinierte Brems–Ausweich–Assistenz mittels nichtlinearer modellprädiktiver Trajektorienplanung für den aktiven Fußgängerschutz**
*M. Werling, P. Reinisch, K. Gresser, BMW Group Forschung und Technik* **77**

## Fahrer–Fahrzeug Interaktion

9 **Der Fahrer im Mittelpunkt: Eye–Tracking als Schlüssel zum mitdenkenden Fahrzeug**
*M. Liebner , F. Klanner, C. Stiller, BMW Group Forschung und Technik, Karlsruher Institut für Technologie* **87**

10 **Rückmeldung von Automations(un)sicherheit als Möglichkeit zur Verbesserung der Kontrollierbarkeit von Automationsfehlern bei hoch- bzw. teilautomatisiertem Fahren**
*M. Heesen, M. Baumann, Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt Braunschweig* **97**

11 **Zeitliche Gestaltung effektiver Fahrerinformationen zur Kollisionsvermeidung auf Basis kooperativer Perzeption**
*F. Naujoks, H. Grattenthaler, A.Neukum, Universität Würzburg* **107**

## Wahrnehmung

12 **Detektion von Fahrzeugen an Straßenkreuzungen durch Fusion mehrerer Kameraansichten**
*E. Strigel, M. Schuster, K. Dietmayer, Universität Ulm* **119**

13 **Systemarchitektur für eine 360 Grad Fahrerassistenzsensorik**
*T. Classen, U. Wilhelm, R. Kornhaas, M. Klar, B. Lucas, Robert Bosch GmbH* **129**

# Effiziente Felderprobung von Fahrerassistenzsystemen

Philipp Glauner, Axel Blumenstock, Martin Haueis*

17. Juli 2012

**Zusammenfassung:** In modernen Kraftfahrzeugen steigt die Vielfalt und Komplexität angebotener Fahrerassistenzsysteme, vor allem mit Hinblick auf das Ziel autonomes Fahren, rapide an. Während automatisierte Tests der Soft- und Hardware auf Prüfständen kostengünstig sind, birgt die recht aufwendige und teure Felderprobung der Systeme noch Effizienzpotentiale. Im Gegensatz zu Tests mit festgelegtem Programm wie Fahrsimulatoren, dient die Felderprobung dem Nachweis der Tauglichkeit auch in unerwarteten, komplexen Situationen im realen Straßenverkehr. Für diesen Nachweis müssen heute sehr umfangreiche Fahrprogramme durchgeführt werden. Ein Schritt zur Optimierung der Erprobung ist die Betrachtung relevanter Ereignisse während der Erprobung. Diese Ereignisse können zu einer Kennzahl zusammengefasst werden, welche Aufschluss über den Nutzen der Erprobung gibt. Dieser Beitrag soll das Problem zunächst systematisch beschrieben und erste Lösungsansätze diskutieren.

**Schlüsselwörter:** Fahrerassistenzsysteme, Felderprobung, Erprobungsmonitoring, Absicherungsbeitrag

## 1 Einleitung

Fahrerassistenzsysteme (FAS) gewinnen zusehends an Verbreitung, Vielfalt und Komplexität. Oft greifen sie in zentrale Fahrzeugfunktionen ein und müssen daher höchsten Ansprüchen an Funktionssicherheit genügen. Daher durchlaufen FAS vor der Serienfreigabe eine Vielzahl von Erprobungsschritten, von der reinen Softwaresimulation über die Sicherstellung der funktionalen Sicherheit bis zum realen Fahrversuch. Dabei dient die Norm zur funktionalen Sicherheit von Straßenfahrzeugen, ISO 26262 [ISO10], als Basis für die Anforderungen an Entwicklung und Absicherung. Am Ende der Absicherung, in Abbildung 1 „Functional safety assessment/Safety validaton“ einzuordnen, steht die Breitenerprobung im Feld, in der neue Systeme noch viele Tausend Kilometer im realen Straßenverkehr eingesetzt und eingehend beobachtet werden. Die heutige Herangehensweise bei der Felderprobung orientiert sich dabei oft an Kilometervorgaben, welche auch dem Monitoring des Erprobungsfortschritts zugrunde gelegt werden. Zur Steigerung der Erprobungseffizienz werden im Folgenden Ansätze gesucht, zu absolvierende Straßenfahrten besser mit den spezifischen Anforderungen der jeweiligen Fahrerassistenzsysteme zu koppeln, um die für den Test erforderliche Laufleistung zu senken.

*Daimler AG, 71034 Böblingen, {philipp.glauner, axel.blumenstock, martin.haueis}@daimler.com

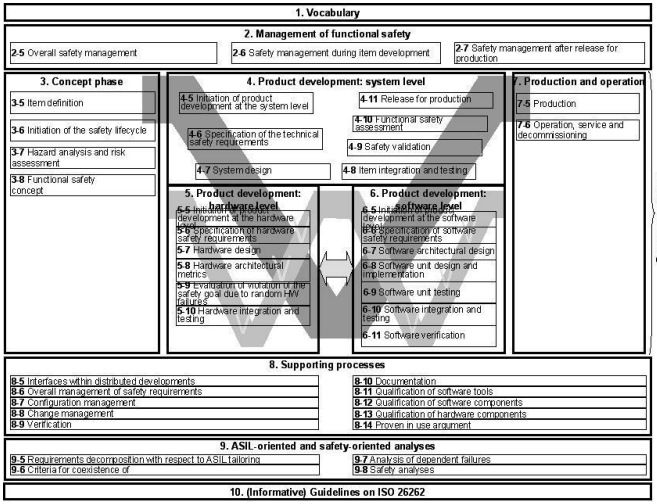



Abbildung 1: Struktur der ISO 26262

## 1.1 Hintergrund und Motivation

Gerade im Hinblick auf das autonome Fahren nimmt die Komplexität von Fahrerassistenzsystemen weiter zu, gleichzeitig wird die Absicherung dieser Systeme immer schwieriger. Die hohe Varianz der Umgebungsbedingungen wie z.B. wechselnde Sichtbedingungen, Fußgänger, andere Verkehrsteilnehmer, fordern das System zusätzlich heraus. Solche Szenarien unterliegen oft einem gewissen Zufall und lassen sich nur sehr schwer durch Manöverkataloge, Testfahrten oder Fahrsimulatoren abbilden, da jede Situation andere Zustände umfasst, die für das System unter Umständen Probleme bereiten.
Welche Erkenntnisse verspricht man sich dabei von der Felderprobung? Dass das System lastenheftkonform arbeitet, die Software nach bestem Ermessen fehlerfrei ist und fatale Eingriffsfolgen per Auslegung auszuschließen sind, muss bereits durch die funktionale Sicherheit, orientiert an der Norm zur funktionalen Sicherheit von Straßenfahrzeugen, ISO 26262, nachgewiesen sein. Die Felderprobung dient vielmehr der Beantwortung folgender Fragen: Erbringt das System tatsächlich den beabsichtigten Nutzen? Und vor allem: Zeigt das System im Praxiseinsatz unerwartete Reaktionen?
Eine Planung, die rein auf Laufleistungen basiert, ist durch die Komplexität der Systeme nur bedingt effizient. Das Vorgehen für eine effiziente Erprobung, die sich weniger an der Laufleistung in Form von Kilometervorgaben orientiert sondern an Ereignissen ausrichtet, wird in den folgenden Kapiteln erläutert.

## 1.2 Related Work

Die Entwicklung von sicherheitskritischen Systemen wie Fahrerassistenzsysteme wird an Anforderungen aus standardisierten Normen wie der ISO 26262 ausgerichtet. Speziell das V-Modell in Abbildung 1 gibt eine Übersicht, welche Stadien ein neues System von der Konzeptphase bis zur Serienreife durchläuft. Die Ableitung dieses Modells in Bezug auf Feldtests in der Breitenerprobung (Field opErational teSt supporT Action, FESTA), wird in [con08], Projekt FOT-NET[1], gegeben. Hierin wird beschrieben, was ein Feldtest generell zum Ziel hat, nämlich den Nutzen und die Robustheit der Systeme in der Realität nachzuweisen, sowie ein Leitfaden zur Planung, Vorbereitung, Durchführung, Analyse und Bewertung von Feldtests gegeben. Die Bewertung von relevanten Ereignissen für die Planung der weiteren Erprobung, die notwendig wäre für eine effiziente Durchführung, werden in diesem Projekt nicht adressiert.
Ein generelles Konzept für eine realistische Felderprobung wird in [FAT11] beschrieben. Ziel dieser Arbeit ist unter anderem die Erarbeitung methodischer und technischer Leitlinien zur Durchführung von Fahrstudien, um mit möglichst geringem Aufwand möglichst große Aussagekraft über Messdaten zu erzielen. Dabei geht es bei den Methoden um die Klassifikation von Events (Manöver, Crashs, Szenarien), die Funktionsentwicklung zur Erkennung von Events sowie Triggeralgorithmen und Spezifikationen zur Struktur von Datenbanken zur Speicherung von Messdaten. In [con08] werden Strukturen und Methoden zum Aufbau von Feldtests und deren Nutzen zur Bewertung von neuen Systemen dargestellt. Die aufgezeigten Methoden zur Datenanalyse wie Clusteranalyse und Zeitreihentest zum Nachweis von Hypothesen liefern eine Erkennung, aber noch keine Bewertung von Ereignissen.
Im Projekt PReVENT[2] werden verschiedene Unterprojekte zum Thema präventive Sicherheitssysteme und Anwendungen im Straßenverkehr behandelt. Dazu zählen die Projekte RESPONSE 3 sowie MAPS & ADAS. RESPONSE 3 dient als Leitfaden zur Einführung von FAS im Hinblick auf eine sichere Umsetzung von Forschungsideen in die Serienentwicklung. Dieser Leitfaden gibt Anleitungen zur Identifikation und Bewertung von Risiken. Es wird dargestellt, wie der Entwicklungsprozess eines Systems, zusammengesetzt aus einer Konzeptphase und Serienphase, in Elemente bezüglich der Sicherheit und Beherrschbarkeit des Systems aufgeteilt werden kann. An diesen Bewertungsstufen orientiert, lässt sich auch die Bewertung von Ereignissen, ähnlich einer Bewertung nach ASIL, durch verschiedene Komponenten in dieser Arbeit motivieren.
Die Möglichkeiten zur Bewertung von FAS sowohl an Fahrsimulatoren als auch durch Probanden im realen Straßenverkehr wird in [Bre09] beschrieben. Es werden Anforderungen an die Bewertungsverfahren definiert und ein Ausblick über exemplarische Anwendungen an konkreten Systemen gegeben. Diese Bewertungen zielen hauptsächlich auf den Nachweis bezüglich Akzeptanz und Nutzen des Systems ab. Unerwartete Systemreaktionen werden nicht betrachtet.
In [JKK11] wird gezeigt, wie Fahrerassistenzsysteme mit Hilfe von formalisierten Anforderungen an das System entsprechend ISO 26262 und RESPONSE 3 sicherer entwickelt werden können. Die Anforderungen werden anhand von Gefahren- und Schwachstellenanalysen auf das eigentliche Problem zugeschnitten. Dieses Vorgehen wird am Beispiel „Lane Keeping Assistance System“ (LKA) näher erläutert. Die Bewertung eines Fehlein-

[1] www.fot-net.eu
[2] http://prevent.ertico.webhouse.net

griffs in einem realen Fahrszenario wird anhand der ASIL-Einstufung erläutert, welche auf die Kontrollierbarkeit von Fehleingriffen des Systems abzielt. Daraus kann eine Bewertung weiterer Komponenten neben der Kontrollierbarkeit abgeleitet werden. Die Bewertung der Ereignisse ist jedoch weniger auf den Nutzen für die Feldabsicherung orientiert und liefert keine Methoden im Hinblick auf eine effiziente Erprobung.

### 1.3 Aufbau der Arbeit

Im nächsten Kapitel werden Anforderungen an eine ereignisorientierte Erprobungsplanung skizziert. Dazu wird ein Regelkreismodell, zusammengesetzt aus Erprobungsfahrt, Ereignisextraktion, Bestimmung Absicherungsbeitrag und Erprobungsplanung, dargestellt. Als Motivation wird die derzeitige Felderprobung einer Neuausrichtung der Felderprobung entgegen gestellt. Im darauf folgenden Kapitel wird ein ereignisorientiertes Erprobungsmonitoring beschrieben. Dieses setzt sich aus der Ereignisdefinition, mit Situations- und Zustandsraum, und der Ereignisbewertung anhand eines Beispiels zusammen. Schließlich folgt eine Zusammenfassung sowie ein Ausblick zur weiteren Forschung.

## 2 Neuausrichtung der Felderprobung

Zur Steigerung der Effizienz in der Felderprobung ist es nötig, die Laufleistung zu senken, die momentan als primäre Vorgabe für eine Absicherung dient. Dies hat gleichzeitig auch wirtschaftliche Vorteile, da dadurch eine monetäre Vergünstigung erzielt wird.
Eine ereignisorientierte Erprobung ist nur mit einer genauen Systemanalyse möglich, da sehr spezifische Ereignisse erfasst werden müssen, die das betrachtete System herausfordern. Ein Erprobungsprofil, das hierfür eine große Situationsvielfalt bietet, lässt sich auch unabhängig vom zu erprobenden System definieren. Dennoch wird man mit Kenntnis des Systems unnötige Bereiche des Situationsraumes aussparen, wie z.B. Geschwindigkeitsbereiche, in denen das System nicht aktiv ist, um die Erprobung effizienter ausrichten zu können.
Dabei stellen sich verschiedene Fragen bezüglich der Auswahl und Definition geeigneter Ereignisse sowie nach der Bewertung dieser im Hinblick auf eine Kennzahl zur Absicherung. Anders ausgedrückt: Wie trägt ein gefahrener Kilometer zur Absicherung des zu untersuchenden Systems bei? Die Größe und Komplexität des Raumes denkbarer (Fahr-) Situationen legt dabei nahe, dass eine vollständige Abdeckung aller Möglichkeiten illusorisch ist. Selbst mit einer Erprobung über eine Laufleistung von einer Million Kilometer kommt im Vergleich dazu eine Million Kunden in Summe auf eine um Zehnerpotenzen größere Fahrleistung und eine entsprechend höhere Wahrscheinlichkeit, einer unvorhergesehenen Konstellation zu begegnen. Als Vergleich dazu, auch im Hinblick auf das Forschungsfeld autonomes Fahren, siehe [WW12].
Zusätzlich muss beachtet werden, dass Systeme meistens nur für ganz spezifische Situationen wie Kreuzungen, Baustellen oder ähnliches konzipiert sind und dabei nur in gewissen Geschwindigkeitsbereichen im Einsatz sind. Dies motiviert den Ansatz, dass man das Erprobungsziel in Zukunft weniger an einer reinen Kilometervorgabe ausrichten wird, sondern sich mehr und mehr an Ereignissen orientiert, welche das System herausfordern. In Abbildung 2 ist die Weiterentwicklung der Zielausrichtung zu sehen, ausgehend von

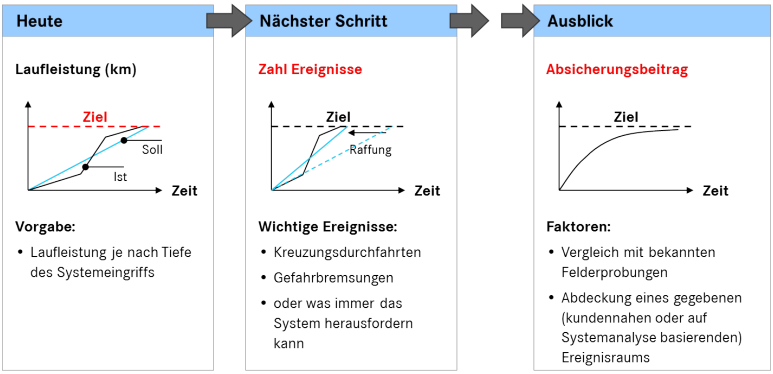



Abbildung 2: Neuausrichtung der Felderprobung

der momentanen Laufleistungsvorgabe anhand von Kilometern über die Zählung von Ereignissen bis hin zum Absicherungsbeitrag.

# 3 Erprobungsmonitoring

Beim Erprobungsmonitoring werden auftretende Ereignisse hinsichtlich zugrunde liegender Situationen und Fahrzeugzustände bewertet. Dabei wird der Erprobungsprozess systematisch erfasst und mittels Datenbanken verwaltet. Im Gegensatz zum reinen Protokollieren dient dieses Vorgehen nicht nur der Beobachtung des Prozesses, sondern auch dazu, steuernd in den Ablauf einzugreifen. Mit diesem sich wiederholenden und ständig laufenden Vorgehen lässt sich sowohl aus Daten Wissen generieren als auch aufgestellte Hypothesen überprüfen. In Bezug auf eine ereignisorientierte Erprobung liegt der Fokus dabei auf dem Ereignisraum, welcher sich aus dem Situations- und Zustandsraum zusammensetzt. Dazu sind Regionen im Ereignisraum zu definieren, welche besonders bedeutsam für die Absicherung sind.

## 3.1 Situations- und Zustandsraum

Für eine ereignisorientierte, systemspezifische Analyse von Messdaten aus der Felderprobung sind zu Beginn relevante Ereignisse für ein ausgewähltes Fahrerassistenzsystem zu identifizieren. Dazu wird in dieser Arbeit eine Sicht auf den Situationsraum, genannt $\Omega$, und Zustandsraum, genannt $\Omega'$, vorgeschlagen, wie Abbildung 3 dargestellt. Wichtig ist, dass der Ereignisraum mit der bestehenden Entwicklungsdokumentation vorgelagerter Hardware- und Softwareabsicherung koppelbar ist, um aus dem Raum aller denkbaren Fahrsituationen genau den Raum für den Test relevanter Situationen zu extrahieren. Weiterhin ist zu beachten, dass die Ereignisse des betrachteten Situations- und Zustandsraums

der Systeme durch Messtechnik oder Datenbanken quantitativ für das betrachtete System erfassbar ist. Bei einem wirkungsbasierten Erprobungs-Ansatz stehen Bereiche des

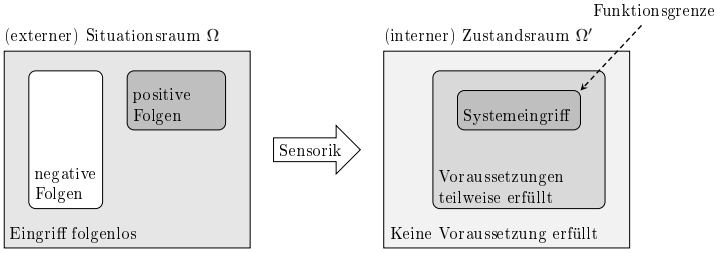



Abbildung 3: Zur Definition von Fokusregionen für die Erprobung

Situationsraums $\Omega$ im Vordergrund, in denen ein Systemeingriff besonders relevant ist. Relevanz könnte zum Beispiel Kritikalität von Situationen oder aber konkrete Manövervorgaben zur Systemauslegung bedeuten.
Bei einem voraussetzungsbasierten Ansatz hingegen wird der denkbare Zustandsraum $\Omega'$ um den Bereich reduziert, in denen sich das System passiv verhält, weil keine oder nicht alle Eingriffsvoraussetzungen gegeben sind.
Die initialen Festlegungen des als relevant betrachteten Situations- und Zustandsraums werden in der Regel noch immer sehr umfangreich sein, so dass nach Möglichkeiten einer weiteren Fokussierung zu suchen ist. Ein Ansatz dazu könnte eine datenbasierte Modellierung der Zusammenhänge zwischen $\Omega$ und $\Omega'$ sein. Dies bedeutet konkret: Wie lassen sich relevante Situationen im Zustandsraum definieren? Wesentliche Voraussetzung dafür ist, dass für potentiell relevante Fahrsituationen überhaupt beschreibende Dimensionen gewonnen werden können. In Zukunft können hierfür Quellen mit Informationen zur Verkehrsstruktur, Verkehrsdichte, Wetterbedingungen und ähnlichem zum Einsatz kommen, die über Zeit und Raum mit den Messdaten zu verknüpfen sind. Als Stütze zum Finden von besonders erprobungsrelevanten Situationen dienen folgende Vorüberlegungen gemäß [Eur09]:

- wo muss das System tätig sein (positive Folgen)
- wo kann das System eingreifen, wofür es jedoch nicht konzipiert wurde,
- wo werden Systemgrenzen erreicht,
- und wo hat das System falsch reagiert (negative Folgen).

Bei der Ableitung dieser Situationen kann man sich auf bestehende Entwicklungsdokumentationen und Leitfäden wie RESPONSE 3 [Eur09] stützen. Eine Definition von relevanten Ereignissen enthält Fahrzeugdaten, die den Zustand des Fahrzeugs beschreiben, sowie die Lokalität und Zeitpunkt des Auftretens. Die Lokalität kann über GPS-Signale aus statischen Datenquellen wie digitalen Karten abgeleitet werden. Dies ist wichtig im Hinblick auf die Erprobungsplanung.

Im Projekt MAPS & ADAS werden die Möglichkeiten und Potentiale von digitalen Karten als zusätzliche Informationsquelle neben den Fahrzeugdaten dargestellt. Diese Karten können als eine Art virtueller Sensor online genutzt werden, um den Straßenverlauf, also Kurven, Steigungen usw., a priori zu kennen. Hier werden die aus den Karten extrahierten Informationen jedoch offline genutzt, um nähere Aussagen über die Beschaffenheit eines Ortes zu geben, an dem eine kritische Situation aufgetreten ist. Dies beinhaltet Infrastrukturdaten bezüglich Straßentyp, Kreuzung oder Tunnel. Eine weitere Quelle zur Bewertung von Ereignissen im Zusammenhang mit negativen Folgen stellen Unfalldatenbanken dar. Auch diese ermöglichen es, kritische Stellen zu lokalisieren und zu bewerten und diese in der Erprobung zu berücksichtigen.

### 3.2 Ereignisbewertung

Wie im vorigen Abschnitt beschrieben, ist ausgehend vom System und unter Verwendung statischer Quellen wie digitaler Karten eine Ereignisbewertung und Lokalisierung möglich. Dies beinhaltet Informationen zum Straßentyp, Ortsangaben, Kreuzungsdurchfahrten und weitere Daten zur Infrastruktur. Daneben stehen die aufgezeichneten Fahrzeugdaten wie Geschwindigkeit, Bremsmoment, Tageszeit usw. zur Verfügung. Diese sind nötig, um die Verknüpfung zwischen dem Situations- und Zustandsraum herzustellen. Abbildung 4 zeigt

Abbildung 4: Screenshot aus Google Earth; Auswertungen mit Kreuzungsdatenbank

eine Kreuzungsdurchfahrt dargestellt mit Google Earth. Die Box über der gelben Nadel zeigt die zugehörige Auswahl extrahierter Informationen. Die weiteren Nadeln stellen zusätzlich ausgewertete Stellen dar, mit vorgegebenem Abstand zur Kreuzung, hier bei $T-1$ s und $T-2$ s, mit $T$ als dem Zeitpunkt der Kreuzungsdurchfahrt. Somit können bestimmte Vorkommnisse, wie z.B. starke Bremsungen oder Warnstufen des Systems, in einem Bereich um die Kreuzung herum bewertet und der Kreuzung zugeordnet werden.

## 4 Erprobungsplanung

Das Ziel der Arbeit ist die effiziente Felderprobung von Fahrerassistenzsystemen. Abbildung 5 stellt ein mögliches Zielszenario der Erprobungsplanung als Regelkreismodell dar.

Im ersten Schritt werden Messdaten, stammend aus Erprobungsfahrten wie der Kunden-

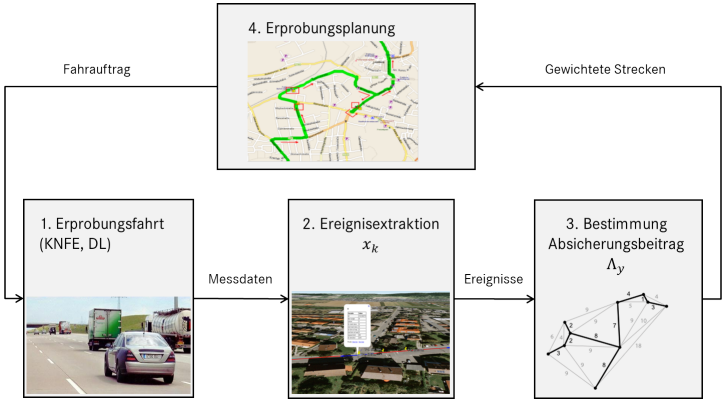



Abbildung 5: Erprobungsplanung als Regelkreismodell

nahen Fahrerprobung (KNFE) oder dem Dauerlauf (DL), analysiert. Dabei werden sowohl Dauermessungen als auch Triggermessungen aufgezeichnet und anhand von Datenbanken verwaltet. Diese Messdaten lassen sich mit Kartendaten ergänzen. Kartendaten bieten die Möglichkeit, die gefahrene Strecke anhand des aufgezeichneten GPS-Signals nachträglich abzubilden und gleichzeitig statische Informationen zur gefahrenen Strecke aus der Karte zu extrahieren. Gleichzeitig können damit gezielt relevante Ereignisse wie z.B. Kreuzungen oder starke Bremsmanöver lokalisiert werden. Was ein für die Feldabsicherung relevantes Ereignis $\mathbf{x}_e$ darstellt, wird systemspezifisch untersucht.
Im nächsten Schritt werden diese ausgewählten Ereignisse zu einer Kennzahl, genannt Absicherungsbeitrag $\Lambda_y$, zusammengeführt. Hierfür wird jedes Ereignis bezüglich seines Wertes zur Absicherung untersucht und in unabhängige Komponenten aufgeteilt, welche die Neuheit, den Beitrag und die Systematik des Ereignisses bewerten. Über die Bewertung der Ereignisse lässt sich jedem Straßenabschnitt und somit auch jeder Strecke ein Gewicht zuordnen. Diese gewichteten Strecken können dann relativ zueinander bewertet werden und zur Erprobungsplanung genutzt werden. Schließlich resultiert als Ergebnis ein Fahrauftrag für die Felderprobung. Der Prozess wird durch iteratives Vorgehen im Regelkreis optimiert.

# 5 Ausblick: Absicherungsbeitrag

Um Ereignisse im Hinblick auf einen Absicherungsbeitrag bewerten zu können, ist es nötig, unterschiedliche Eigenschaften des Ereignisses zu berücksichtigen. In einem ersten Ansatz wird vorgeschlagen, die Bewertung jedes Ereignisses in die voneinander unabhängigen Komponenten

- Neuheit $W_N$,

- Beitrag $W_B$,
- und Systematik $W_S$

aufzuteilen. Für die Neuheit $W_N$ einer Kreuzungsdurchfahrt lässt sich über die Kreuzungs-ID aus der Datenbank bestimmen, wie oft diese bereits durchfahren wurde und somit eine Herabsetzung der Bewertung durchführen. Für kontinuierliche Größen können Bereiche definiert werden, die bei mehrmaligem Auftreten herabgestuft werden.
Auch der Beitrag $W_B$ zur Absicherung bezieht sowohl Fahrzeugdaten als auch Umgebungsdaten in die Bewertung mit ein. Dabei muss im Zusammenhang mit Abbildung 3 überlegt werden, welche Zustände auf eine besondere Herausforderung des Systems schließen lassen.
Um Aussagen zur Systematik $W_S$ eines relevanten Ereignisses $\mathbf{x}_e$ treffen zu können, muss die Historie der Ereignisse berücksichtigt werden. Nur bei mehrmaligem Auftreten eines Ereignisses an einer Stelle, kann an dieser Stelle eine Systematik gemäß statistischer Kenngrößen abgeleitet werden. Eine Systematik ist dabei nicht allein auf einen geographischen Ort beschränkt. Es kann auch vorkommen, dass gewisse Systematiken an verschiedenen Orten vorkommen, sich jedoch aus denselben Zuständen zusammensetzen.
Ein Absicherungsbeitrag $\Lambda_y$ hängt schließlich aus der Verknüpfung dieser drei unabhängigen Komponenten $W_N$, $W_B$ und $W_S$ ab. Diese Kennzahl kann inkrementell genutzt werden, um Fahrstrecken mit hohem Testgewinn auszuweisen und vergleichbar zu machen. Zum andern bietet sich eine summarische Nutzung an, aus der eine Aussage abgeleitet werden kann, wie weit man insgesamt im Laufe der Erprobung schon gekommen ist. Ebenso besteht die Möglichkeit, über die Häufigkeit des Auftretens neuer relevanter Ereignisse auf den Reifegrad der Absicherung schließen zu können.

## 6 Zusammenfassung

Angesichts steigender Zahl und Vielfalt von Fahrerassistenzsystemen liegt der Bedarf auf der Hand, die Erprobung möglichst effizient und zielgerichtet zu gestalten. Dies umfasst zum einen Messwerkzeuge, die Auskunft über den Erkenntnisgewinn von Fahrleistungen geben, zum anderen einen Prozess, der ausgehend von der Entwicklungsdokumentation die Ereignisse und Planung von Straßenfahrten ableiten kann.
Als besonders wichtig für eine Umsetzung einer ereignisorientierten Erprobungsplanung wird dabei die direkte Kopplung der Entwicklungsdokumentation mit der Definition relevanter Ereignis- und Zustandsräume erachtet, sowie die Einbeziehung neuer Datenquellen mit statischen Informationen zur Umwelt, soweit sie das betrachtete FAS beeinflussen und zur Ableitung von Fahrempfehlungen genutzt werden können. Dies wird anhand vorhandener Daten aus laufenden Feldabsicherungen dargestellt, wo sowohl Fahrzeugdaten als auch Kartendaten für ein Erprobungsmonitoring genutzt werden.
Auf dem Weg zur Erprobungsplanung steht der Fokus auf der Bewertung von Ereignissen, um Strecken mit einer Kennzahl zum Absicherungsbeitrag belegen zu können. Dafür werden Komponenten definiert, welche Neuheit, Beitrag und Systematik der erfassten Ereignisse adressieren.

## Literatur

[Bre09] Jörg Breuer. *Bewertungsverfahren von Fahrerassistenzsystemen*, pages 55–68. Vieweg+Teubner, 2009.

[con08] FESTA consortium. *FESTA Handbook*. 2008.

[Eur09] ERTICO-ITS Europe. Response3, code of practice for the design and evaluation of adas. *Information Society*, V5.0, 2009.

[FAT11] Forschungsvereinigung Automobiltechnik FAT. Methodische und technische aspekte einer naturalistic driving study. *FAT-SCHRIFTENREIHE 229*, 2011.

[ISO10] ISO. Iso 26262: Road vehicles - functional safety. *International Organization for Standardization*, page Final Draft International Safety, 2010.

[JKK11] H. Jost, S. Kohler, and F. Koster. Towards a safer development of driver assistance systems by applying requirements-based methods. In *Intelligent Transportation Systems (ITSC), 2011 14th International IEEE Conference on*, pages 1144 –1149, oct. 2011.

[WW12] Hermann Winner and Alexander Weitzel. *Quo vadis, FAS?*, pages 658–667. Vieweg+Teubner Verlag, 2012.

# Ansatz zur Kontrollierbarkeitsbewertung von Fahrerassistenzsystemen vor dem Hintergrund der ISO 26262

Alexander Weitzel* und Hermann Winner†

**Zusammenfassung:** Für die Freigabe von Fahrerassistenzsystemen ist eine Bewertung der Kontrollierbarkeit von fehlerhaften Auslösungen notwendig. Die Norm ISO 26262 und der Code of Practice definieren hierzu Anforderungen und Methoden. Für den Nachweis der Kontrollierbarkeit können Probandenversuche herangezogen werden. Da der Aufwand dafür hoch ist, wird eine Vorgehensweise zur Auswahl der minimal notwendigen Anzahl von Testsituationen vorgestellt. Basierend auf den Anforderungen aus der ISO 26262 werden die Elemente einer nicht situationsgerechten Auslösung analysiert, mit situationsbedingten Umweltfaktoren verknüpft und anhand von Auftretenswahrscheinlichkeiten zu einem Relevanzfaktor kombiniert.

**Schlüsselwörter:** Bewertung, ISO 26262, Kontrollierbarkeit, Probandenversuche

## 1 Einleitung

Moderne Fahrerassistenzsysteme (FAS) verwenden Umfeldsensorik, um den Fahrer in der Ausführung seiner Aufgabe zu unterstützen oder ihn in Bereichen zu ergänzen, in denen seine Leistungsfähigkeit nicht ausreicht. Basierend auf Messungen dieser Sensorik greifen sie in die Fahrdynamik des Fahrzeugs ein. Für die Auslösung solcher Fahrerassistenzfunktionen sind Umfeldinformationen notwendig, die eine Situationseinschätzung ermöglichen. Diese Daten können jedoch unvollständig sein, bzw. die Situation nicht ausreichend detailliert beschreiben, so dass es zu einer nicht situationsgerechten Auslösung des Eingriffs (bspw. einer Teilbremsung) kommen kann (s. bspw. [1]). Vor der Markteinführung solcher Systeme ist jeweils der Nachweis der Sicherheit dieser Produkte zu führen. Das durch ein System entstehende Risiko ist daher bereits zu Beginn der Entwicklung zu analysieren und zu quantifizieren. Liegen keine Erfahrungen vor, sind Abschätzungen oder Vorstudien nötig.

Allgemein wird in den Ingenieurwissenschaften Risiko als das Produkt aus Eintretenshäufigkeit und Schadensschwere definiert [1]. Sind Menschen eingebunden, sind auch deren Möglichkeiten zur Schadensabwendung durch Eingriff in das System zu berücksichtigen. Häufig wird hierfür der Begriff der Kontrollierbarkeit (bzw. engl. Controllability) verwendet, teilweise auch synonym der Begriff Beherrschbarkeit. Für die Risikobewer-

* Alexander Weitzel ist Wissenschaftlicher Mitarbeiter am Fachgebiet Fahrzeugtechnik der TU Darmstadt, Petersenstraße 30, 64287 Darmstadt (e-mail:weitzel@fzd.tu-darmstadt.de).

† Prof. Dr. rer. nat. Hermann Winner ist Leiter des Fachgebiets Fahrzeugtechnik der TU Darmstadt, Petersenstraße 30, 64287 Darmstadt (e-mail:winner@ fzd.tu-darmstadt.de).

tung von FAS ist daher die Bewertung der Kontrollierbarkeit notwendig.

# 2 Bewertungsmethoden für Kontrollierbarkeit

Es existieren bereits verschiedene Studien die sich mit der Kontrollierbarkeitsbewertung von Fahrerassistenzsystemen bei nicht situationsgerechten Auslösungen beschäftigen. Die Bewertung erfolgt dabei häufig anhand von Ergebnissen aus Probandenstudien. Ein Verfahren für Notbremssysteme ist in [3] beschrieben, bei dem anhand von Versuchen im Fahrsimulator untersucht wird, ob bei nicht situationsgerechten Auslösungen der nachfolgende Verkehr in der Lage ist, den Unfall zu verhindern. In [4] wird anhand eines Fahrerreaktionsmodells in Kombination mit Dauerlaufdaten die Unfallhäufigkeit und Schwere durch Simulation ermittelt und hieraus ein Risikofaktor abgeleitet, der einen Schluss auf zulässige Fehlauslöseraten zulässt. [5] beschreibt ein Verfahren, bei dem ein ACC Stop&Go System anhand von subjektiven und objektiven Kennwerten aus Versuchen im Realverkehr bewertet wird. Als Kriterium für die Kontrollierbarkeit wird in den Studien jeweils herangezogen, ob es zu einer Kollision mit dem vorausfahrenden Fahrzeug kommt (bzw. kommen würde). Untersucht wird dabei die allgemeine Kontrollierbarkeit des Systems an dessen Grenzen [5] oder die Kontrollierbarkeit von aus technischer Sicht einwandfreien Auslösungen, die jedoch nicht situationsgerecht sind [3], [4]. Darüber hinaus sind auch Zustände zu berücksichtigen, die aufgrund eines technischen Fehlers entstehen. Um für diese Absicherung der funktionalen Sicherheit von elektronischen und elektrischen Komponenten einheitliche Standards zu schaffen, wurde aus der allgemeinen Norm IEC 65108 die auf die automobile Anwendung ausgerichtete ISO 26262 [6] abgeleitet; sie enthält Vorgehensweisen zur Risikoidentifikation und Bewertung.

# 3 Kontrollierbarkeitsbewertung in ISO 26262

Die Vorgehensweise zur Definition von Sicherheitsanforderungen in der ISO 26262 orientiert sich am allgemeinen V- Modell der Produktentwicklung. Bereits zu Beginn der Konzeptphase sind Abschätzungen zu möglichen Gefahren und daraus resultierenden Risiken der Funktion durchzuführen. Die Erfüllung der Anforderungen und die Korrektheit der Abschätzungen sind dann im weiteren Verlauf der Produktentwicklung zu validieren [6]. Entsprechend ist bereits in der Konzeptphase im Rahmen der „Hazard Analysis and Risk Assessment*"* die Bewertung der Kontrollierbarkeit gefordert, die die Sicherheitsziele der Funktion festlegt. Da in dieser frühen Phase nur die funktionale Definition des betreffenden Items vorliegt, hat die Bewertung auf Basis von Abschätzungen zu erfolgen, sie kann durch Ergebnisse aus Entwicklungsstudien sowie durch Erfahrungen von bereits getesteten Systemen gestützt werden. Methoden, bewährte Vorgehensweisen und Werkzeuge zur Kontrollierbarkeitsbewertung sind im Code of Practice [7] zusammengefasst. Darin sind beispielsweise Fragebögen enthalten, die das Zusammenwirken von Fahrerassistenzsystem und Fahrer situationsabhängig in 18 Kategorien (bspw. Predictability, Trust, Comprehensability) betrachten.
Die ISO 26262 unterscheidet vier Kontrollierbarkeitsstufen C0 bis C3, die die Anteile der Fahrer definieren, die das Ereignis kontrollieren können (s. Abbildung 1).

| Class | C0 | C1 | C2 | C3 |
|---|---|---|---|---|
| **Description** | Controllable in general | Simply controllable | Normally controllable | Difficult to control or uncontrollable |
| **Definition** | Controllable in general | ≥ 99% | ≥ 90% | < 90% |
| | | or more of all drivers or other traffic participants are usually able to avoid a specific harm. | | |

Abbildung 1: Klassen von Kontrollierbarkeit [6]

Die Kontrollierbarkeit des Einzelereignisses wird dabei in die zwei Fälle kontrollierbar und nicht kontrollierbar unterteilt, daher wird in anderen Studien das Unfallereignis als Entscheidungskriterium herangezogen.

# 4 Problemstellung

Die ISO 26262 ist in ihrem Anwendungsgebiet auf die Elektronik und Elektrik Komponenten eines Fahrzeugs bis 3,5 t beschränkt. Sie definiert Anforderungen an die Absicherung dieser Komponenten und beschreibt eine Einteilung der Fehler in Kontrollierbarkeitsstufen. Nicht situationsgerechte Reaktionen eines umfeldsensorbasierten Fahrerassistenzsystems können jedoch nicht nur durch Versagen oder fehlerhafte Funktion seiner Komponenten hervorgerufen werden. Vielmehr ist durch den Einsatz von Umfelderfassung und -interpretation nicht situationsgerechtes Verhalten auch bei korrekter technischer Funktion möglich, wenn Objekte nicht oder falsch erkannt oder Informationen falsch interpretiert werden. Diese Fragestellung ist in der ISO 26262 nicht explizit erwähnt. Trotzdem ist eine Bewertung der Kontrollierbarkeit für diese Fälle notwendig, um ein nachweisbar sicheres Produkt zu entwickeln. Zudem kann davon ausgegangen werden, dass in beiden Fällen die Auswirkungen auf das Fahrzeug, zumindest aus Sicht des Betroffenen (bspw. des Fahrers, aber auch anderer Verkehrsteilnehmer) vergleichbar sind. In [4] wird dies als ganzheitlicher Ansatz bezeichnet, der eine vergleichende Bewertung der Auswirkungen, sowohl von technischen Fehlern als auch von funktionalen Unzulänglichkeiten zulässt.

Für die Ermittlung der für diesen ganzheitlichen Ansatz notwendigen Fahrer-Fahrzeugreaktionen sind nach aktuellem Stand der Technik Probandenversuche mit der spezifischen Funktion (oder zumindest mit hoher Ähnlichkeit dazu) notwendig. Diese Versuche müssten theoretisch zudem für jede denkbare und relevante Falschauslösungssituation durchgeführt werden. Außerdem sind die Versuche bei Systemänderungen gegebenenfalls zu wiederholen, wenn die Anwendbarkeit der Versuchsergebnisse auf das neue System in Frage gestellt werden kann.

Zudem ist nach [7] mit Probandenversuchen unter vertretbarem Aufwand nur das Level C2 nachweisbar, also nicht C1 und schon gar nicht C0. Andererseits haben insbesondere Ergebnisse mit Probanden aus Fahrversuchen die höchste Validität [7]. Ein Verfahren zur objektiven ganzheitlichen Kontrollierbarkeitsbewertung mit hoher Übertragbarkeit würde die bestehenden Ansätze ergänzen und könnte den Absicherungsaufwand reduzieren. Die Untersuchung der Realisierbarkeit eines solchen Verfahrens ist daher von Nutzen.

Dabei ist zudem zu analysieren, ob eine stufenübergreifende Metrik für die Bewertung gefunden werden kann, die nach aktuellem Kenntnisstand (vgl. [8]) nicht existiert. „Übergreifend“ bezieht sich hierbei sowohl auf ähnliche Systeme als auch auf die Differenzie-

rung der Stufen eines Systems. Im ersten Schritt ist dazu zu identifizieren, welche Bedingungen ein solches Verfahren zu erfüllen hat. Die Untersuchungen beschränken sich auf die Fehl-/ Falschauslösungen von umfeldsensorbasierten Fahrerassistenzsystemen der aktiven Sicherheit mit Eingriff in die Fahrdynamik.

# 5 Anforderungen

Für eine konsistente Bewertung wäre für jeden identifizierten gefährlichen Vorfall ("hazardous event") grundsätzlich von der Einstufung C3 auszugehen und basierend darauf der Nachweis auf C2 zu führen. Kann der Nachweis erbracht werden, ist die Prüfung auf C1 möglich. Allein aus statistischen Gründen wird die Abgrenzung von C1 gegenüber C2 in [6] und [7] als im Versuch als nicht nachweisbar angesehen. In der Praxis wird die Abgrenzung zu C1 deswegen beispielsweise durch Experten vorgenommen [3].
Zur Kontrollierbarkeitsvalidierung auf Level C2 empfiehlt [7] eine Mindestanzahl von 20 Probanden, die jeweils alle die Situation kontrollieren können müssen, um mit einem 95 % Konfidenzniveau abzusichern, dass 85 % aller Fahrer die Situation beherrschen können. Für die Absicherung von C2 auf 90 % Level wären bei gleichen Voraussetzungen mindestens 29 Probanden nötig. Die notwendige Probandenanzahl die sich bei diesen Randbedingungen abhängig von den Parametern ergibt, lässt sich nach Formel (1) berechnen.

$$n = \frac{\log_{10}(1-\gamma)}{\log_{10}\mu_x} \tag{1}$$

$n$: Anzahl der Probanden; $\gamma$: Konfidenzniveau; $\mu_x$: geforderter Kontrollierbarkeitsanteil

Eine Absicherung von C1 bei gleichem Konfidenzniveau ist anhand von Probandenversuchen laut ISO 26262 nicht mit vertretbarem Aufwand möglich. Dafür wären unter der Bedingung das alle Probanden das Ereignis kontrollieren können, mindestens 299 Probanden nötig, die alle das Ereignis kontrollieren müssten. Treten negative Kontrollierbarkeitsergebnisse auf, so ist eine Absicherung immer noch möglich, aber die erforderliche Probandenanzahl erhöht sich (s. Tabelle 1).

Tabelle 1: Probandenanzahlen für Kontrollierbarkeitsbewertung

| | Kontrollierbarkeitsanteil | |
|---|---|---|
| | ≥ 90 % | ≥ 99 % |
| Zulässige unkontrollierbare Ereignisse ($k$) | notwendige Probandenanzahl ($n$) (Irrtumswahrscheinlichkeit 5 %, gerundet) | |
| 0 | 29 | 299 |
| 1 | 46 | 473 |
| 2 | 61 | 628 |
| 3 | 76 | 773 |
| 4 | 89 | 913 |
| 5 | 103 | 1049 |

Da die minimale Anzahl benötigter Testpersonen durch die 5 % Grenze bedingt ist, ist die Auftretenswahrscheinlichkeit des jeweiligen Ereignisses (z.B. alle Personen können das Ereignis kontrollieren) bei einer tatsächlichen Kontrollierbarkeit von bspw. 90 % ebenso 5 %. Mit diesem Ansatz kann auch die Erfolgswahrscheinlichkeit, also die Wahrscheinlichkeit das gleichviele (oder weniger) unkontrollierbare Ereignisse auftreten, in Abhängigkeit von der im Kollektiv erwarteten Kontrollierbarkeit bestimmt werden (s. Tabelle 2).

Tabelle 2: Erfolgswahrscheinlichkeiten gegenüber erwartetem Kontrollierbarkeitsanteil

| **Kontrollierbarkeitslevel: ≥ 90 %** | | **Erfolgswahrscheinlichkeit** | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| Zulässige unkontrollierbare Ereignisse (*k*) | Probandenanzahl (*n*) (analog zu Tabelle 1) | Erwarteter Kontrollierbarkeitsanteil im Probandenkollektiv | | | |
| | | 90 % | 95 % | 97 % | 99 % |
| 0 | 29 | 4,7 % | 22,6 % | 41,3 % | 74,7 % |
| 1 | 46 | 4,8 % | 32,3 % | 59,7 % | 92,3 % |
| 2 | 61 | 4,9 % | 40,6 % | 72,3 % | 97,7 % |
| 3 | 76 | 4,7 % | 46,9 % | 80,1 % | 99,3 % |
| 4 | 89 | 4,9 % | 53,9 % | 87,0 % | 99,8 % |
| 5 | 103 | 4,8 % | 58,9 % | 91,0 % | 99,9 % |

Mit steigender Probandenanzahl werden die Auswirkungen der Erhöhung der nicht kontrollierbaren Ereignisse geringer und die Anzahl zulässiger unkontrollierbarer Ereignisse konvergiert gegen den Kehrwert ihrer Auftretenswahrscheinlichkeit.
Neben diesen statistischen Überlegungen zur Darstellung der Kontrollierbarkeitslevel ist aber auch die aus der Variation der Einflussparameter resultierende, mögliche Streuung der Ergebnisse aufgrund der Situation zu quantifizieren. Nach ISO 26262 wird die Kontrollierbarkeit bezogen auf eine spezifische Situation ermittelt. Um den Aufwand für Versuche so gering wie möglich zu halten und eine hohe Relevanz zu erlangen, sind die Situationen zu identifizieren, welche eine hohe Auftretenswahrscheinlichkeit im Feld haben und dabei geeignet sind, die Eigenschaft der Kontrollierbarkeit messbar darzustellen.
Für die Zuweisung eines Sicherheitslevels anhand der ermittelten Exposure, Controllability und Severity Klassen wird eine Matrix verwendet, aus der sich das geforderte Automotive Safety Integrity Level (ASIL) ergibt (vgl. [6]). Für die Kontrollierbarkeit von funktionalen Unzulänglichkeiten wird diese Vorgehensweise in der Folge als grundsätzlich übertragbar angesehen. Die ermittelten Level werden dabei als maximal zulässige Anzahl nicht situationsgerechter Reaktionen angesetzt [4]. Die Übertragung der absoluten Level im Sinne von quantitativen Ausfallraten ist hingegen hinsichtlich der Zulässigkeit zu diskutieren. Diese sind abhängig von dem für die gewählten Systemgrenzen gesellschaftlich akzeptierten Grenzrisiko.
Eine nach [6] rein systembezogene Betrachtungsweise auf Basis klar definierter Ein- und Ausgangssignale ist für umfeldsensorbasierte Systeme in vielen Fällen unzureichend, so dass die Übertragbarkeit der absoluten Level angezweifelt werden kann. Entsprechend

sind für die Risikobewertung Situationen zu definieren, die die Kontrollierbarkeit gezielt adressieren und dabei in der ASIL Matrix nach [6] den schlechtesten Fall ergeben. Da sich dieser aus Eintrittswahrscheinlichkeit und Schadensschwere ergibt, die Kontrollierbarkeit soll ja ermittelt werden, sind Fälle bzw. Szenarien zu identifizieren, die für beides hohe Werte aufweisen. Diese Herangehensweise müsste dann auch auf die ISO 26262 anwendbar sein.

# 6 Definition von Szenarien

Die Situationsdefinition ist der erste Schritt der Gefahrenanalyse. Dafür sind grundsätzlich alle Anwendungssituationen zu identifizieren. Aus der Rekombination mit potentiellen Fehlern ergeben sich dann die gefährdenden Ereignisse. Soll später eine Prüfung im Versuch stattfinden, ist für die Entwicklung relevanter Versuchsszenarien ein geeigneter Detaillierungsgrad zu identifizieren. Einerseits müssen alle situations- und kontrollierbarkeitsbestimmenden Einflüsse hinreichend abgebildet werden, andererseits sinkt mit zunehmendem Detaillierungsgrad die Relevanz der Situation [9]. Dies gilt sowohl hinsichtlich der Übertragbarkeit der Ergebnisse des Probandenversuchs auf zu erwartende Ergebnisse im Feld als auch bereits für die Definition von kontrollierbarkeitsrelevanten Situationen zu Beginn des Entwicklungsprozesses. Da bei der Risikoermittlung zudem die Eintrittswahrscheinlichkeit eingeht, ergibt sich bei steigender Detaillierung der Situation, eine geringe Auftretenshäufigkeit und damit eine niedrigere Risikoklasse [6]. Für die Prüfung in Versuchen ist die Frage nach dem für eine Prüfung belastbaren minimalen Situationsumfang jedoch entscheidend. Mit steigender notwendiger Anzahl und Komplexität der Situationen steigt sowohl der Prüfaufwand an sich - es sind mehr Versuche notwendig - als auch die Anforderungen an die realistische und reproduzierbare Situationsdarstellung. In [7] wird empfohlen, nur für die Kontrollierbarkeit relevante Situationen mit hoher Kritikalität zu prüfen. Wie diese systematisch zu identifizieren sind, wird nicht beschrieben.
Für die Durchführung von Tests und die dafür benötigte Definition des Testaufbaus ist daher basierend auf der Analyse potentieller Kontrollierbarkeitssituationen der zulässige Abstraktionsgrad abzuleiten und daraus eine Testszenerie zu erzeugen. Für die Beschreibung dieses abstrahierten Szenarios wird von hier an der Begriff „Test-Fall“ verwendet.
Eine bei der Entwicklung von Fahrerassistenzsystemen häufig angewendete Methode zur Generierung von Anwendungsfällen, ist deren Herleitung aus Unfallstatistiken (bspw. [10]). Aus einer Betrachtung der Auftretenshäufigkeiten spezifischer Unfälle werden Nutzfälle ermittelt, die die Anforderungen an das System bestimmen. Diese Vorgehensweise ist für die hier beschriebene Problematik nicht verwendbar. Ein spezifisches Ereignis (bspw. der Unfall), anhand dessen Anforderungen an die Absicherung situationsspezifisch identifiziert werden könnten, liegt nicht vor. Vielmehr ist die Änderung des Risikos durch das FAS außerhalb dessen intendierter Funktion zu quantifizieren. Hierfür ist eine generische Situationsableitung notwendig.
Eine Vielzahl von Arbeiten beschäftigt sich mit der systematischen Generierung von Situationen (bspw. [11], [12]) und Situationskatalogen. Abbildung 2 zeigt eine beispielhafte Darstellung von Einflussfaktoren und Wechselwirkungen der Fahrsituation.

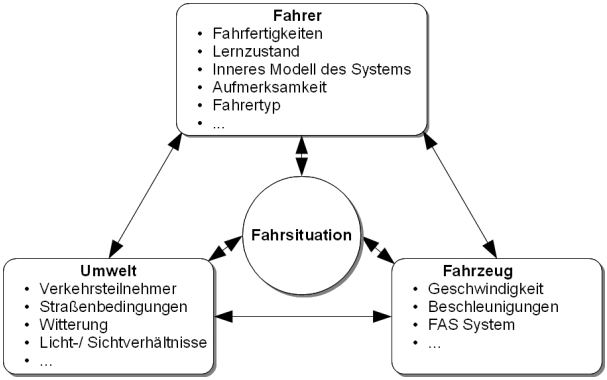



Abbildung 2: Einflüsse Fahrsituation

Abhängig von der Anzahl der Situationsmerkmale ergibt sich eine große Anzahl möglicher Situationen. Für die Anwendung auf Kontrollierbarkeitsuntersuchungen ist eine vollständige generische Situationsdefinition nicht zwingend notwendig. Es ist jedoch nachzuweisen, dass die untersuchten Situationen hinsichtlich der Kombination aus Auftretenswahrscheinlichkeit und Kontrollierbarkeit den ungünstigsten Fall darstellen. Dazu sind Situationselemente auf ihre Auswirkungen bei nicht situationsgerechte Auslösungen zu untersuchen und nach Möglichkeit zu quantifizieren. Die Vorgehensweise ist in Abbildung 3 dargestellt.

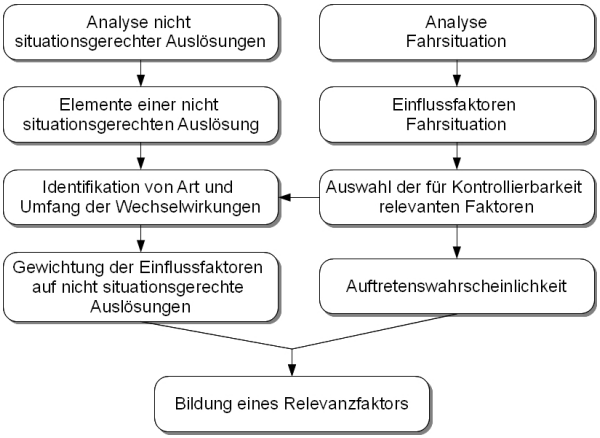



Abbildung 3: Vorgehensweise Bewertung von Situationselementen

Dazu wird die Kontrollierbarkeitssituation systematisch untersucht, um zu identifizieren, welche Randbedingungen besonders großes Potential haben, die Kontrollierbarkeit zu verschlechtern. Dadurch kann das Detaillierungsdilemma adressiert werden. Ausgehend von der Kontrollierbarkeit im allgemeinen Fall, wird eine Umweltbedingung auf Beeinflussung der Kontrollierbarkeit geprüft. Ist sie auslösend ist hieraus ein eigener Test-Fall abzuleiten, ist sie nicht auslösend, aber verschlechternd, ist im nächsten Schritt zu prüfen, wie hoch die Auftretenswahrscheinlichkeit ist. Folgt man dabei der Herangehensweise der ISO 26262, kann bei Verschlechterung der Auftretenswahrscheinlichkeit um eine Klasse, die Kontrollierbarkeit ebenfalls um eine Klasse verschlechtert werden, ohne dass sich das Risikolevel ändert. Kann daher ein allgemeiner Fall mit Auftretenswahrscheinlichkeit E4 und Kontrollierbarkeit ≥ C2 ermittelt werden, ist nur nachzuweisen, dass verschlechternde Umweltbedingungen nur maximal mit E3 auftreten, um dieselbe Risikoklasse zu adressieren. Dann ist kein weiterer Test-Fall notwendig.

# 7 Analyse von nicht situationsgerechten Reaktionen

Für die Analyse der Entstehung und Entwicklung von nicht situationsgerechten Reaktionen wird die Wirkungskette herangezogen und daraus die folgenden Schwerpunkte bzw. Fragestellungen abgeleitet:

- Ursachen: Was führt zu nicht situationsgerechten Reaktionen?
- Gefährdungsquellen: Wodurch wird eine Gefährdung erzeugt?
- Reaktionsmöglichkeiten: Was kann Fahrerreaktionen einschränken?

## 7.1 Ursachen

Eine nicht situationsgerechte Auslösung liegt dann vor, wenn die Reaktion des Systems nach objektiven Kriterien nicht der Situation angemessen ist. Diese Definition ist jedoch nur scheinbar trivial. Welche Reaktion objektiv angemessen ist, lässt sich in der Realität häufig nur a posteriori und unter Einbeziehung der Fahrerabsichten bestimmen. Auch hier zeigt sich die systemimmanente Problematik, dass dadurch, dass das FAS Entscheidungen in situ treffen muss, es nach aktuellem Stand der Technik Fehlentscheidungen treffen wird, insbesondere weil die Fahrerintention in vielen Situationen nicht eindeutig detektierbar ist. Für Kontrollierbarkeitstests ist eine objektive a posteriori Bewertung einer Situation zwar anwendbar, jedoch muss dann sichergestellt werden, dass die Fahrerintention eindeutig und bei allen Probanden gleich ist. Umgekehrt betrachtet kann eine objektiv nicht situationsgerechte Reaktion des Systems auch durch den Fahrer als korrekt wahrgenommen werden. Dies kann der Fall sein, wenn dieser entweder die gleichen Fehler in der Situationserfassung, -bewertung und/ oder Handlungsableitung macht wie das System. oder die Gesamtbewertung das gleiche Ergebnis liefert, auch wenn die Fehlerquelle bei System und Fahrer unterschiedlich sind.

Für eine vom Fahrer wahrnehmbare nicht situationsgerechte Auslösung müssen entsprechend Differenzen in den Informationsverarbeitungsprozessen zwischen Fahrer und System vorliegen. Um für Untersuchungen der Kontrollierbarkeit geeignet zu sein, müssen diese Differenzen für den Fahrer eindeutig erkennbar werden, also die Fahrzeugreaktion der Fahrerintention mit hoher Eindeutigkeit für den Fahrer widersprechen. Bei der späte-

ren Bewertung des Einflusses von Umweltfaktoren und Randbedingungen sind diese daher jeweils darauf zu prüfen, ob sie einseitig nicht korrekte Bewertungen des Fahrers, oder des Systems begünstigen und dadurch große Bewertungsdifferenzen erzeugen.

## 7.2 Gefährdungsquellen

Kommt es zu einer nicht situationsgerechten Auslösung, entsteht ein Risiko erst durch eine entsprechende Gefährdung. Zudem wird dadurch auch die Dringlichkeit eines Fahrereingriffs definiert [13]. Sind andere Verkehrsteilnehmer an der Situation beteiligt, sind auch deren Risiken zu berücksichtigen. Ebenso können diese die Kollision vermeiden, indem sie unfallvermeidend eingreifen. Die Verteilung von Kollisionsobjekten (belebt und unbelebt) im Umfeld definiert entsprechend die Gefährdungslage der Situation. Hinzu kommt das Risiko des Verlassens der Fahrbahn.
Ausgehend von den vorliegenden Abständen betrachtet über der Zeit kann abhängig von der Art des Eingriffs ein Bereich identifiziert werden, in dem der Fahrer die Situation erfassen muss, und ein Bereich in dem er reagieren kann. Führt die Gefährdung während der ersten Phase zu einem Schaden, ist keine Kontrollierbarkeit gegeben. Erst in den späteren Zuständen kann der Fahrer eingreifen, die Frage ist dann, wie und wie stark er eingreift, und wann dies trotzdem zu einem Schaden führt.
Entsprechend müsste beispielsweise bei längsdynamischen Systemen, unter Vernachlässigung einer denkbaren Ausweichreaktion, der Raum vor und hinter dem Fahrzeug betrachtet werden. Die Gefährdung eines bremsenden Systems ergibt sich dann aus den Abständen zum nachfolgenden Fahrzeug. Vermeidende Eingriffe können in dieser Situation sowohl vom Fahrer des unbeabsichtigt verzögernden Fahrzeugs vorgenommen werden, indem das System übersteuert wird, als auch durch den Fahrer des Folgefahrzeugs durch Bremsung. Für die Definition von Test-Fällen sind entsprechend repräsentative Abstände zu identifizieren, die sowohl häufig auftreten als auch zu einer Gefährdung führen.

## 7.3 Einschränkung von Reaktionsmöglichkeiten

Nachdem die Ursachen von nicht situationsgerechten Reaktionen identifiziert sind und die Gefährdungsquellen analysiert wurden, wird abschließend betrachtet, ob die Reaktionsmöglichkeiten durch Randbedingungen eingeschränkt werden. Es wird unterschieden, zwischen einer Einschränkung der Reaktionsmöglichkeiten der zu betrachtenden eingreifenden Person direkt oder des dazugehörigen Fahrzeugs.

### *7.3.1 Fahrzeug*

Bezüglich des Fahrzeugs sind das zur Verfügung stehende absolute Kraftschlusspotential und dessen aktuelle Ausnutzung veränderlich. Der Wert $\mu_{max}$ wird zum Großteil durch den Reifen, den Fahrbahnbelag sowie ein gegebenenfalls vorhandenes Zwischenmedium bedingt. Die Aufteilung in Längs- und Querkraft wird durch situationsbedingt notwendige Beschleunigungen beeinflusst.

### *7.3.2 Fahrereinfluss*

Ist davon auszugehen, dass jede Änderung der Fahrsituation, die durch den Fahrer wahrnehmbar ist, seine Reaktion beeinflusst. Daher wird ein Ansatz verwendet, der keine ex-

plizite Modellbildung erfordert, sondern anstrebt, eine Bewertung der Verschlechterung bzw. Beeinflussung durch Faktoren vorzunehmen und daraus die Auswirkungen auf die Kontrollierbarkeit zu bestimmen.
In [13] werden die folgenden drei Gruppen verwendet, um das Fahrerverhalten zu beschreiben:

- Faktoren die sich nicht oder nur langfristig (über Monate oder Jahre) ändern: Konstitution, Fahrerfahrung, Fahrkönnen, Belastbarkeit, Persönlichkeit, …
- Faktoren, die sich mittelfristig (innerhalb von Tagen oder Stunden, also fahrtbezogen) ändern: Ermüdung, Tagesrhythmus, Alkohol/ Drogeneinfluss, Fahrstrategie, …
- Faktoren, die sich kurzfristig (innerhalb von Minuten oder Sekunden) ändern: gerichtete Aufmerksamkeit, Vigilanz, Beanspruchung, Anstrengung, Aktivierung, Absicht (hier: die geplante nächste Fahrmanöverfolge), Situationsbewusstsein, Emotionen, …

Für den Nachweis der funktionalen Sicherheit nach ISO 26262 sind die Fahrer hinsichtlich der lang- und mittelfristigen Faktoren als durchschnittlich zum erwarteten Fahrerkollektiv zu wählen [6], ein „Worst-Case“ ist nicht gefordert. Für weitere Betrachtungen werden daher nur die kurzfristig in der Situation wirkenden Faktoren herangezogen und diese auf ihre Änderung bzw. Beeinflussung durch die situativen Randbedingungen zu untersucht.

# 8 Fazit

Die Untersuchung der Kontrollierbarkeit von nicht situationsgerechten Auslösungen von Fahrerassistenzsystemen mit Umfeldwahrnehmung ist ein entscheidender Schritt für die Entwicklung und Freigabe dieser Systeme. Dafür sind Test-Fälle zu generieren, die hohe Relevanz für das Auftreten im Feld haben. Da die objektive Prüfung der Kontrollierbarkeit in der Regel hohen Aufwand verursacht, sind die benötigten Test-Fälle auf ein Minimum zu beschränken.
Wie gezeigt wurde, ist dies nur möglich, wenn die Untersuchungen so angelegt werden, dass eine hohe Übertragbarkeit von Versuchsergebnissen gewährleistet ist. Um dies zu erreichen, wurden im vorgestellten Ansatz die bei der Absicherung der Kontrollierbarkeit von Fahrerassistenzsystemen mit Umfeldwahrnehmung vor dem Hintergrund der ISO 26262 gestellten Anforderungen identifiziert. Basierend darauf wurde eine Vorgehensweise entwickelt, die die Bildung eines Relevanzfaktors für Test-Fälle ermöglicht. Die dazu benötigte Analyse von Kontrollierbarkeitssituationen ist durchgeführt und eine Klassifikation der Wirkungsfelder von Einflussfaktoren abgeleitet.
In den nächsten Schritten der hier vorgestellten Forschung sind die Auswirkungen der Situationselemente auf die Bereiche Ursachen, Gefährdungen und Reaktionsveränderungen zu beziehen, zu diskutieren und zu gewichten. Anhand einer konkreten Systemfunktion wird dann die Anwendbarkeit demonstriert. Ziel ist die objektive Ermittlung des minimal nötigen Testsituationsbedarfs für die Untersuchung der Kontrollierbarkeit von nicht situationsgerechten Auslösungen.

# Literatur

[1] Fecher, N.; Abendroth, B.: Fahrerverhalten bei aktiver Gefahrenbremsung; TU Darmstadt; 2008, S. 9.
[2] Börcsök J.: Funktionale Sicherheit; 3., überarb. Aufl. Auflage, VDE-Verl, Berlin [u.a.]; ISBN 978-3-8007-3305-7, 2011, S. XXIII S., S. 48.
[3] Fach, M.et al.: Bewertung der Beherrschbarkeit von Aktiven Sicherheits- und Fahrerassistenzsystemen an den Funktionsgrenzen, Düsseldorf; 2010, S. 425-435.
[4] Ebel, S.et al.: Ganzheitliche Absicherung von Fahrerassistenzsystemen in Anlehnung an ISO 26262; in 26. VDI/ VW Gemeinschaftstagung, 2010, S. 393-405.
[5] Neukum, A.et al.: ACC-Stop&Go: Fahrerverhalten an funktionalen Systemgrenzen; 5. Workshop Fahrerassistenzsysteme - FAS 2008, S. 141-150.
[6] ISO DIS 26262 Road vehicles - Functional safety
[7] PReVENT: Code of Practice for the Design and Evaluation of ADAS, 13.08.2009; 2009, S. 115.
[8] Gacnik, J. et al: DeSCAS - Design process for the development of safety-critical advanced driver assistance systems; Formal methods for automation and safety in railway and automotive systems, 2008, S. 108.
[9] Bruder, R.; Abendroth, B.; Landau, K.: Zum Nutzen von Fahrversuchen für die Gestaltung, Ergonomia, Stuttgart, 2007, S. 81
[10] ASTE: Feasibility Study for the Setting-up of a Performance Testing Programme for ICT-based Safety Systems for Road Transport, Study Results, 2007, S. 61ff.
[11] Fastenmeier, W.: Autofahrer und Verkehrssituation, Verl. TÜV Rheinland [u.a.], Köln; ISBN 3-8249-0278-8, 1995, S. 232.
[12] Domsch, C.; Negele, H.: Einsatz von Referenzfahrsituationen bei der Entwicklung von Fahrerassistenzsystemen; Tagung Aktive Sicherheit durch Fahrerassistenz, 2008, S. 5.
[13] Muttart, J. W.: Factors that Influence Driver´s Response Choice Decisions in Video Recorded Crashes, SAE Paper 2005-01.0426, 2005, S. 3.
[14] Kopf, M.: Was nützt es dem Fahrer, wenn Fahrerinformations- und –assistenzsysteme etwas über ihn wissen?; in Maurer, M.: Fahrerassistenzsysteme mit maschineller Wahrnehmung, Springer, Berlin [u.a.]; ISBN 3-540-23296-6, 2005, S. 118.

# Wirkungsanalyse von ACC und FCW auf Grundlage von CAN-Daten im Rahmen eines Feldversuchs

Mohamed Benmimoun*, Felix Fahrenkrog†, Dipl.-Ing. Andreas Pütz†, Dr.-Ing. Adrian Zlocki†, Univ.-Prof. Dr.-Ing. Lutz Eckstein†

**Zusammenfassung:** Im Rahmen des Feldversuchs euroFOT wurde die Wirkung von acht verschiedenen Fahrerassistenzsystemen (FAS) im öffentlichen Straßenverkehr untersucht. Neben der Umsetzung der kompletten Prozesskette zur Datenerhebung und -verarbeitung wurde am Institut für Kraftfahrzeuge (ika) der RWTH Aachen University eine Wirkungsanalyse für die FAS Adaptive Cruise Control (ACC) und Forward Collision Warning (FCW) für 100 Pkw durchgeführt. Die Ergebnisse der Wirkungsanalyse zeigen positive Effekte auf die Verkehrssicherheit und den Kraftstoffverbrauch.

**Schlüsselwörter:** Adaptive Cruise Control, Feldversuch, Situationserkennung, Wirkungsanalyse

## 1 Einleitung

Die Reduzierung der Anzahl von Verkehrstoten ist eine wesentliche Herausforderung im Straßenverkehr. Weltweit sterben jährlich mehr als 1,2 Millionen Menschen bei Verkehrsunfällen [1]. Zur Identifizierung möglicher Lösungsansätze wurden in Europa verschiedene Initiativen zur Steigerung der Verkehrssicherheit ergriffen. Einer dieser Lösungsansätze ist den Fahrer bei der Bewältigung der Fahraufgabe durch Fahrerassistenzsysteme (FAS) zu unterstützen.

Durch den Einsatz von FAS bei alltäglichen Routinefahraufgaben soll das Fahren komfortabler, sicherer sowie effizienter in Bezug auf Verkehrsfluss und Kraftstoffverbrauch gestaltet werden. Neben unterschiedlichen Studien [2] können insbesondere Feldversuche (Field Operational Test (FOT)) die positive Wirkung der Systeme belegen. Diese beleuchten Kurz- und Langzeiteffekte der Systeme im öffentlichen Straßenverkehr.

Innerhalb des 7. Rahmenprogramms der Europäischen Kommission wurde der erste groß-

* Erster Autor ist wissenschaftlicher Mitarbeiter am Institut für Kraftfahrzeuge, RWTH Aachen University, Steinbachstraße 7, 52062 Aachen (mbenmimoun@ika.rwth-aachen.de)

† Zweiter Autor ist wissenschaftlicher Mitarbeiter am Institut für Kraftfahrzeuge, RWTH Aachen University (fahrenkrog@ika.rwth-aachen.de)

† Dritte Autor ist wissenschaftlicher Mitarbeiter am Institut für Kraftfahrzeuge, RWTH Aachen University (puetz@ika.rwth-aachen.de)

† Vierte Autor ist Leiter des Geschäftsbereiches Fahrerassistenz am Institut für Kraftfahrzeuge, RWTH Aachen University (zlocki@ika.rwth-aachen.de)

† Fünfter Autor ist Leiter des Instituts für Kraftfahrzeuge, RWTH AachenUniversity (eckstein@ika.rwth-aachen.de)

angelegte Feldversuch zur Untersuchung der Wirkung von FAS durch verschiedene Projektpartner in Europa gestartet. Im euroFOT Feldversuch wurden acht verschiedene FAS getestet und ihre Wirkung auf das Fahrverhalten, -sicherheit, Verkehrseffizienz und Kraftstoffverbrauch bewertet. Die getesteten FAS sind Serienapplikationen, die als solche in den Fahrzeugen verbaut sind. Insgesamt wurden dazu etwa 1000 Fahrzeuge eingesetzt.
In diesem Beitrag werden die Ergebnisse der Auswertung der erhobenen Daten von 100 Pkw vorgestellt, die mit den FAS Adaptive Cruise Control (ACC) und Forward Collision Warning (FCW) ausgestattet sind.

# 2 Stand der Technik

Feldversuche gehören zu den Testmethoden in realer Umgebung und stellen aufgrund der sehr geringen Beeinflussung des Nutzerverhaltens eine wichtige Methode zur Untersuchung der Wirkung von FAS im öffentlichen Verkehr dar. Durch die geringe Beeinflussung während des Experiments kann das natürliche Fahrverhalten im realen Verkehr untersucht werden, was für die Bewertung von FAS von entscheidender Bedeutung ist. Mit Hilfe der aufgezeichneten Daten wird die Wirkung der untersuchten FAS durch die Beantwortung der zu Beginn definierten Forschungsfragen bewertet. Um genügend Daten für die Auswertung zu erheben, werden in Feldversuchen Fahrzeuge über mehrere Monate beobachtet. Eine Übersicht durchgeführter Feldversuche in Europa und USA ist in Abbildung 1 dargestellt.

| | Getestete Systeme | Anzahl Fahrzeuge | Anzahl Teilnehmer | Dauer [Monate] | Fahrleistung [km] |
|---|---|---|---|---|---|
| *NHTSA ICC FOT (1996 – 1998)* | ICC | 10 | 108 | 13 | 108.000 |
| *VOLVO IVI FOT (2001 – 2004)* | ACC, CWS, AdvBS | 100 | > 1000 | > 24 | 16.300.000 |
| *ACAS FOT (2003 – 2004)* | ACC, FCW | 14 | 66 | 9 | 158.000 |
| *Mack IVI FOT (2004 – 2005)* | LDW | 22 | 31 | 12 | 1.400.000 |
| *IVBSS FOT (2008 – 2010)* | FCW, LDW, CSW, LCM | 26 | 108 | 10 | 1.394.000 |
| *ISA Sweden (1999 – 2002)* | ISA | 5000 | 10.000 | 12 | 75.000.000 |
| *ISA GB (2001 – 2008)* | ISA | 20 | 20 | 5 | 570.000 |
| *The assisted driver (2006 – 2007)* | ACC, LDW | 20 | 20 | 5 | k.A. |
| *SeMiFOT (2008 – 2009)* | ACC, FCW, LDW, BLIS | 14 | 39 | 6 | 171.440 |
| *euroFOT (2008 – 2012)* | ACC, CSW, FCW, LDW, SRS, BLIS, FEA, IW | 971 | 1083 | 12 | 34.868.000 |
| *TeleFOT (2008 – 2012)* | NAV, SL, SA, SC, GD, TI, eCall, FCW, ACC, LKA, LDW | k.A. | 2986 | 12 | k.A. |

*AdvBS: Advanced Braking System, CWS: Collision Warning System, CSW: Curve Speed Warning, GD: Green Driving, FEA: Fuel Efficiency Advisor, IW: Impairment Warning, ICC: Intelligent Cruise Control, ISA: Intelligent Speed Adaptation, LCM: Lane Change Merge, LKA: Lane Keeping Assist, NAV: Navigation System, SA: Speed Alert, SC: Speed Camera, SL: Speed Limiter, SRS: Speed Regulation System, TI: Traffic Information*

USA
Europa

Abbildung 1: Übersicht Feldversuche in Europa und USA.

In den USA werden großangelegte Feldversuche seit 1996 als Evaluationsmethode zur

Bewertung von Fahrerassistenzsystemen eingesetzt [3]. Neben Feldversuchen für die Untersuchung von Systemen zur Geschwindigkeitsadaption (ISA) [4], Abstandswarnung (FCW) [5], Spurverlassen (LDW) [6] und Abstandsregelung (ACC) [7] wurden auch naturalistische Feldstudien zur Untersuchung des natürlichen Fahrerverhaltens ohne den Fokus auf ein System durchgeführt [8].
In Europa ist ebenfalls eine Zunahme bei der Durchführung von großangelegten Feldversuchen im Rahmen von Forschungsaktivitäten zu verzeichnen. Die ersten Aktivitäten in Europa wurden zunächst auf nationaler Ebene in Schweden (1999) [4] und Großbritannien (2000) [9] initiiert. Schwerpunkt dieser Feldversuche war die Untersuchung des Sicherheitspotentials von intelligenten Geschwindigkeitsanpassungssystemen (Intelligent Speed Adaptation (ISA)). Später wurden die Aktivitäten als Gemeinschaftsprojekte zwischen verschiedenen Partnern aus dem europäischen Raum ausgeweitet (z.B. euroFOT). Auf europäischer Ebene wurde 2008 neben dem euroFOT-Projekt das TeleFOT-Projekt [10] gestartet.

# 3 Methodik

Im Folgenden wird das Vorgehen zur Bewertung der ACC und FCW Funktion im Rahmen des euroFOT Feldversuchs dargestellt. Hierzu wird zunächst das für die beiden Systeme entworfene Versuchsdesign erläutert, die im Rahmen der Auswertung genutzt automatisierte Situationserkennung beschrieben und anschließend das Vorgehen der Datenanalyse dargestellt.

## 3.1 Versuchsdesign

Die Teilnehmer des Feldversuchs sind keine professionellen Fahrer, sondern Kunden, die zu Beginn des Projekts von verschiedenen Autohäusern in Deutschland rekrutiert wurden. Die Kunden wurden kontaktiert, nachdem diese ein Fahrzeug des entsprechenden Herstellers ausgestattet mit ACC und FCW erworben hatten. Alle 100 Fahrzeuge wurden mit Datenloggern ausgerüstet, mit denen alle relevanten Daten (CAN- und GPS-Daten) aufgezeichnet, temporär gespeichert und anschließend zu einem zentralisierten Server übertragen wurden. Insgesamt beinhaltete die Aufzeichnung ca. 100 CAN-Signale. Neben fahrdynamischen Signalen (z.B. Geschwindigkeit, Beschleunigung, Gierrate, Lenkwinkel, Raddrehzahl) wurden auch Statusinformationen von verschiedenen, im Fahrzeug verbauten Systemen aufgezeichnet (z.B. Status Blinker, Scheibenwischer, Fahrerassistenzsysteme). Um Modifikationen an den Kundenfahrzeugen zu vermeiden und den Fahrer nicht durch Messtechnik zu beeinflussen, wurden fahrzeugseitig keine weiteren Datenquellen (z.B. Kamerasysteme) eingesetzt.
Für die Wirkungsanalyse in Feldversuchen sind neben den Fahrten mit aktivem System auch Referenzdaten aus Fahrten ohne die Benutzung des Systems erforderlich. Die Gegenüberstellung der während der beiden Phasen (System-aktiv/Referenzphase) aufgezeichneten Daten liefert die Grundlage für das Testen der definierten Hypothesen (z.B. „Die Verwendung von ACC reduziert die Anzahl kritischer Ereignisse“). Basierend auf den Ergebnissen der Hypothesentests können die Forschungsfragen des Feldversuchs beantwortet werden.

Die Versuchsdauer des Feldversuchs für die Fahrzeugflotte von 100 Pkw in euroFOT betrug zwölf Monate. Hierbei wurden die ersten drei Monate zur Erfassung des natürlichen Fahrverhaltens der Fahrer verwendet. In dieser Referenzphase (Baseline) wurden die zu testenden FAS nicht verwendet. In der anschließenden System-aktiv Phase (Treatment) wurden die Systeme aktiviert und den Fahrern überlassen, die Systeme nach Belieben zu nutzen. Die Fahrer erhielten weder weitere Instruktionen noch erfolgte eine Begleitung durch Aufsichtspersonen. Sie nutzten die Fahrzeuge im normalen Alltag (z.B. Fahrt zur Arbeit). In Abbildung 2 ist das experimentelle Versuchsdesign der Fahrzeugflotte von 100 Pkw dargestellt.

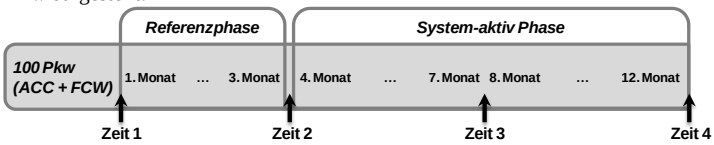



Abbildung 2: Experimentelles Versuchsdesign für die Fahrzeugflotte

## 3.2 Automatisierte Situationserkennung

Ein wesentlicher Schritt der Auswertung ist die Erkennung von systemrelevanten Fahrsituationen (z.B. kritische Ereignisse, Fahrstreifenwechsel). Für die Erkennung dieser Situationen wurden in den vorangegangenen Feldversuchen sowohl Fahrzeugdaten als auch Videodaten erhoben. Mit Hilfe der Videodaten wurden die auf Basis der Fahrzeugdaten erkannten Fahrsituationen validiert. Nachteil dieser Methodik ist der für die Validierung der einzelnen Fahrsituationen erforderliche Zeitaufwand. Um diesen zu reduzieren wird dieser Prozessschritt mit Hilfe einer automatisierten Situationserkennung basierend auf Fahrzeugdaten (z.B. Geschwindigkeit, Beschleunigung, Lenkwinkel) durchgeführt. Neben der Verarbeitung von großen Datenmengen in kurzer Zeit gibt es weitere Anforderungen an die Situationserkennung. Eine dieser Anforderungen ist die Gewährleistung einer zuverlässigen Erkennung ohne anschließende Verifikation mit Hilfe von Videodaten. Darüber hinaus muss die Situationserkennung fahrzeugunabhängig ausgelegt sein, um mit unterschiedlichen Sensor- und CAN-Bus-Konfigurationen verschiedener Fahrzeughersteller arbeiten zu können (z.B. Fehlen eines Regensensors).

Für die Wirkungsanalyse von ACC und FCW sind insbesondere die Fahrsituationen Folgefahrten, kritische Ereignisse, kritische Abstände zu vorausfahrenden Fahrzeugen etc. relevant. Die Erkennung von kritischen Ereignissen ist hierbei von besonderer Bedeutung. Sie dienen als Ersatzgröße für Unfälle im Rahmen der Sicherheitsbewertung, da Unfälle nicht in statistisch ausreichender Anzahl auftreten. Bei der Erkennung von kritischen Ereignissen wird zwischen solchen aufgrund der Fahrdynamik (detektiert mit Hilfe der Längs- und Querbeschleunigung, Gierrate sowie Statusinformationen des Antiblockiersystems und des elektronischen Stabilitätsprogramms) und kritischen Ereignissen aufgrund des Abstandsverhaltens unterschieden. Je nach Grenzwert werden den Ereignissen drei verschiedene Kritikalitätslevels zugeordnet. Für die kritischen Ereignisse aufgrund des Abstandsverhaltens, die auf Basis der Fahrzeuggeschwindigkeit, Zeitlücke (THW), Kollisionszeit (TTC), Relativgeschwindigkeit und der Statusinformation des Bremslichts er-

kannt werden, wird zur genaueren Klassifikation die Reaktion des Fahrers berücksichtigt. Dies erlaubt einen Rückschluss darauf, wie kritisch der Fahrer selbst die Situationen wahrgenommen hat. Ist die erkannte Situation tatsächlich kritisch, wird der Fahrer hierauf reagieren, um die Situation zu entschärfen. Erfolgen weder Fahrerreaktion noch eine Kollision, ist davon auszugehen, dass der Fahrer die Situation als unkritisch beurteilt hat und die ermittelte Kritikalität der Situation herunter gestuft werden kann. Details zur automatisierten Erkennung von kritischen Ereignissen aufgrund der Fahrzeugbewegungsgrößen können in [11] gefunden werden.

## 3.3 Datenanalyse

Die Situationserkennung findet im Rahmen der Datenverarbeitung statt. Bevor die Datenverarbeitung durchgeführt werden kann müssen die relevanten Daten aufgezeichnet und auf einem Server übertragen werden. Die benötigten Signale wurden kontinuierlich mit definierten Abtastraten aufgezeichnet. Die verbauten Datenlogger sind in der Lage, parallel zur Aufzeichnung alle Daten drahtlos zu einem zentralisierten Serversystem am Institut für Kraftfahrzeuge (ika) zu übertragen, siehe Abbildung 3.

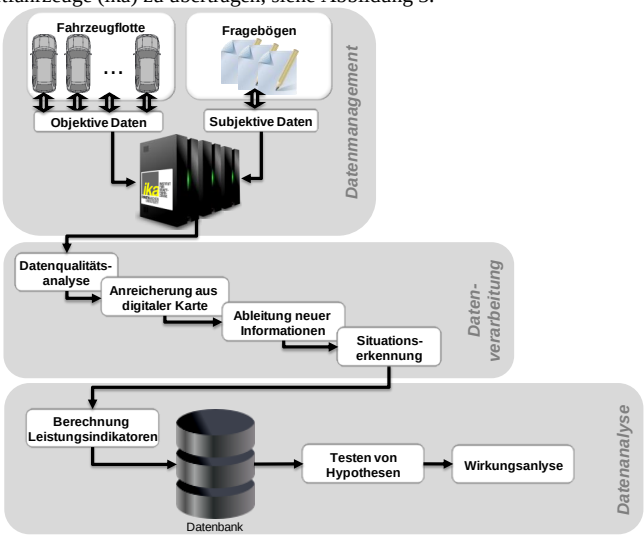



Abbildung 3: Prozessschritte von der Datenaufzeichnung bis zur Wirkungsanalyse

Nach Übermittlung der Daten an den Server erfolgte deren Weiterverarbeitung (Datenmanagement und -verarbeitung). Während der Datenverarbeitung wurden die erhobenen Daten zunächst auf ihre Qualität geprüft. Die Datenqualitätsanalyse beinhaltet u.a. die Bewertung fehlender Daten und die Plausibilitätsprüfung der Signale. Anschließend wurden die erhobenen Daten mit zusätzlichen Attributen aus einer digitalen Karte (z.B. Straßen-

typ, Geschwindigkeitsbegrenzung) basierend auf den GPS-Informationen angereichert. Darüber hinaus wurden weitere Informationen (z.B. Zeitlücke, Kollisionszeit) bestimmt. Abschließend wurden mittels der automatisierten Situationserkennung die Fahrsituationen klassifiziert und Situationsvariablen detektiert [12].
Im Rahmen der Datenanalyse erfolgte zunächst die Berechnung der zum Testen der vordefinierten Hypothesen benötigten Leistungsindikatoren (z.B. Anzahl kritischer Ereignisse). Diese wurden in einer Datenbank für die anschließende Auswertung abgelegt. Die Ergebnisse der Hypothesentests wurden im Anschluss als Grundlage für die Wirkungsanalyse genutzt.
Die Verarbeitung der Rohdaten führt durch die Anreicherung von Informationen zu einer Erhöhung der Datenmenge. Insgesamt liegen nach der Vorbereitung der Wirkungsanalyse durch die Datenverarbeitung knapp ein Terabyte an Daten vor, siehe Abbildung 4.

| | *Fahrleistung [km]* | *Anzahl der Fahrer* | *Anzahl der Fahrten* | *Datenmenge* |
|---|---|---|---|---|
| ***Rohdaten*** | 1.954.329 | 98 | 144.280 | 493 GB* |
| ***Datenverarbeitung*** | 1.954.329 | 98 | 144.280 | 990 GB |
| ***Wirkungsanalyse*** | | | | |
| *Baseline* | 233.071 | 84 | 6048 | 100 GB |
| *Treatment* | 747.296 | 84 | 18.268 | 293 GB |

Abbildung 4: Übersicht über Datenumfang für 100 Pkw (Dauer 12 Monate, *komprimiert)

# 4 Ergebnisse der Wirkungsanalyse

Der Umfang und das Versuchsdesign des durchgeführten Feldversuchs ermöglichen detaillierte Einblicke in verschiedene Aspekte des täglichen Gebrauchs von ACC und FCW durch nicht-professionelle Fahrer. Die Auswertung stellt dabei Veränderungen im Bereich der Verkehrssicherheit, der Fahrerakzeptanz und des Kraftstoffverbrauchs bei Fahrten auf der Autobahn in den Vordergrund. Die Fokussierung auf Autobahnfahrten begründet sich auf das festgestellte Nutzungsverhalten der Fahrer.

## 4.1 Verkehrssicherheit

Basierend auf den erhobenen Daten ist ein positiver Effekt der ACC und FCW Nutzung für die Verkehrssicherheit feststellbar. Dieser Effekt kann auf Veränderungen im Abstandsverhalten (Zeitlücke) bei der Verwendung von ACC und FCW zurückgeführt werden. Während keine Reduzierung der durchschnittlichen Geschwindigkeit festgestellt werden konnte (ein Indikator, der in früheren Studien [13] mit erhöhter Verkehrssicherheit assoziiert wurde), bewirkt die Erhöhung der durchschnittlichen Zeitlücke zum vorausfahrenden Fahrzeug um 16% ein höheres Sicherheitspotential bei der Nutzung des ACC, siehe Abbildung 5. Durch die vordefinierten Einstellmöglichkeiten der ACC-Zeitlücke wird die Anzahl der (beabsichtigten und unbeabsichtigten) dichten Auffahrsituationen reduziert und verringert daher kritische Abstandsituationen. Auf Autobahnen mindert sich so die Anzahl kritischer Abstände (Zeitlücke kleiner 0,5 Sek.) um 73%. Als Folge des sichereren

Abstandsverhaltens können zwei von drei starken Bremsungen durch die Nutzung des ACC vermieden werden (-67%).

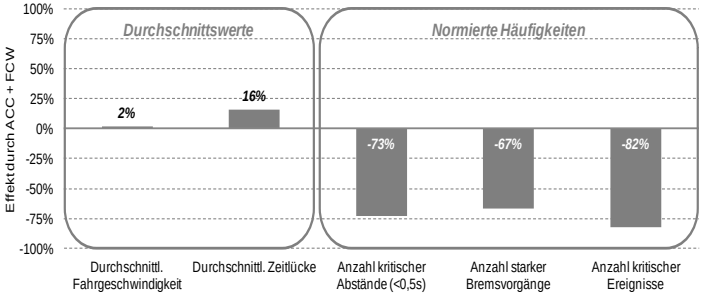



Abbildung 5: Überblick über Sicherheitseffekte der ACC- und FCW-Nutzung auf Autobahnen

Ähnliches gilt für die Anzahl kritischer Ereignisse. Die kritischen Ereignisse zeigen einen Rückgang um mehr als 80%.

Gründe für die Vergrößerung der durchschnittlichen Zeitlücke und die Reduzierung der Anzahl kritischer Abstände, starker Bremsvorgänge sowie kritischer Ereignisse können in den Einstellungsmöglichkeiten (Einstellung der Zeitlücke) des ACC gefunden werden. Diese verhindern das Unterschreiten des gesetzlich vorgeschriebenen Mindestabstands, welcher von Fahrern im alltäglichen Verkehr nicht immer eingehalten wird. Aus den größeren Abständen zum vorausfahrenden Fahrzeug ergibt sich des Weiteren eine größere Reaktionszeit, um (ungewolltes) dichtes Auffahren (z.B. bei stark verzögernden vorausfahrenden Fahrzeugen) zu verhindern. Erfordert eine Fahrsituation eine Abbremsung, die das maximale Bremsvermögen des ACC übersteigt, so erhöht die ausgegebene Warnung für den Fahrer die Zeit, um angemessen auf die Situation zu reagieren. Bei der Analyse wurde festgestellt, dass dieser Effekt hauptsächlich der Verwendung des ACC zugeschrieben werden kann, indem Phasen, in denen lediglich eine der beiden Funktionen aktiv war, verglichen wurden, siehe Abbildung 6.

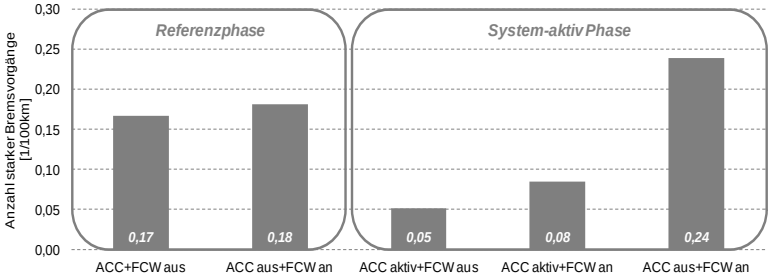



Abbildung 6: Anzahl starker Bremsvorgänge in verschiedenen Versuchsphasen

In den ACC-aktiv Phasen (unabhängig vom FCW Status) kann ein deutlicher Rückgang der starken Bremsvorgänge beobachtet werden. Ist das ACC aus und das FCW an, ist dieser Rückgang nicht mehr festzustellen. Um den Beitrag der beiden Funktionen näher zu spezifizieren, werden die Veränderungen der Anzahl der ausgegebenen FCW Warnungen verglichen. Hierzu ist in Abbildung 7 zu sehen, dass die größte Reduzierung innerhalb der System-aktiv Phase festgestellt werden kann, wenn das ACC aktiv regelt.

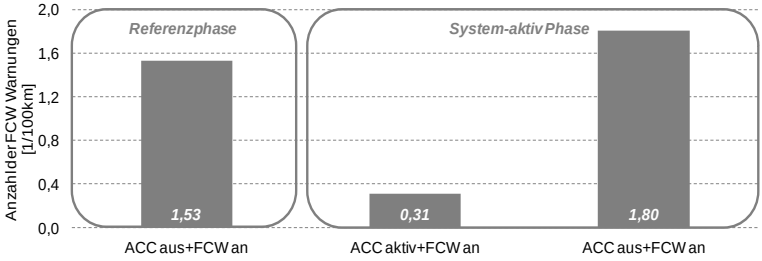



Abbildung 7: Anzahl von FCW Warnungen in verschiedenen Versuchsphasen

Die Anzahl der ausgegebenen Warnungen wurde dabei signifikant um knapp 80% reduziert. Hieraus kann gefolgert werden, dass die Verwendung des ACC zu einer Verringerung der FCW Warnungen und so auch zu einer Reduzierung starker Bremsvorgänge (als Reaktion auf diese Warnungen) führt.

## 4.2 Fahrerverhalten

Die Auswertung der subjektiven Daten (Fragebögen) zeigt, dass die Erwartungen der Fahrer an das ACC erfüllt wurden. Hierzu konnte gezeigt werden, dass die Bewertungen bezüglich Zufriedenheit und Verwendbarkeit vor und nach dem Feldversuch auf gleichem Niveau liegen. Abbildung 8 zeigt dazu die geringe Schwankung der Akzeptanzbewertung auf der Van der Laan Skala (-2 bis +2), die sich aus den gemittelten Bewertungen für Zufriedenheit und Verwendbarkeit der Fragbögen zusammensetzt.

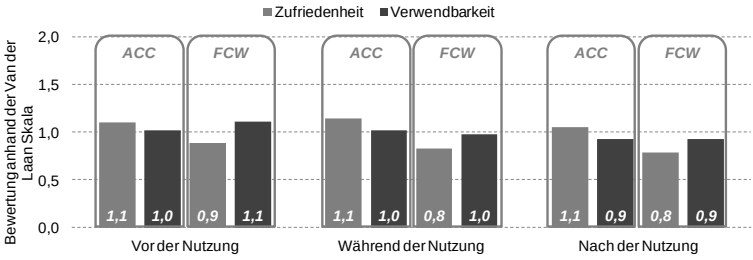



Abbildung 8: Akzeptanzbewertung für ACC und FCW zu verschiedenen Zeitpunkten des Experiments

Mit Hilfe der objektiven Daten konnte während des Feldversuchs eine hohe Nutzungsrate

für das ACC festgestellt werden. Fahrer nutzen das ACC hauptsächlich auf der Autobahn, wo der Anteil der gefahrenen Kilometer mit aktivem ACC System knapp 50% erreicht. Zudem zeigt sich, dass die Verwendung des Systems über der Nutzungsdauer zunimmt. Über den betrachteten Zeitraum von neun Monaten, in denen das System für die Nutzer verfügbar war, nahm die zeitbezogene Nutzung um ca. 31% zu. Die Anzahl der Systemaktivierungen stieg im selben Zeitraum sogar um 53% an. Die Fahrer gewöhnen sich mit der Zeit an das System und nutzen es häufiger und länger, obgleich sie diese Veränderung nicht in den Fragebögen angeben. Allerdings steigt das durch die Fahrer bewertete Sicherheits- und Komfortempfinden, was sich jedoch nicht in der Bewertung der Vertrauenswürdigkeit widerspiegelt.
Der Großteil der Fahrer (knapp 70%) empfindet das FCW als sicherheitsfördernd und am hilfreichsten auf Autobahnen unter normalen Verkehrsbedingungen. Die Werte der Zufriedenheits- und Verwendbarkeitsbewertung liegen auf einem konstant hohen Niveau während des Versuchs, jedoch leicht unter denen des ACC. Die geringe, aber dennoch signifikante, Verminderung in der Bewertung kann auf die hohen Erwartungen vor Versuchsbeginn zurückgeführt werden. Zudem fällt die Bewertung der audio-visuellen Mensch-Maschine-Schnittstelle des im Versuch verwendeten FCW nicht bei allen Fahrern positiv aus. Einige Fahrer berichten, dass sie den Zeitpunkt der Warnung als zu früh und daher störend empfunden haben. Dies kann auf variierende Komfortzonen bezüglich des Folgeabstands zurückgeführt werden und bekräftigt das Bedürfnis nach neuen, kreativen Möglichkeiten, den Warnungszeitpunkt individuell anpassen zu können. Die Akzeptanz und Zufriedenheit des Nutzers ist elementar, da Fahrer bei Unzufriedenheit dazu tendieren, das System auszuschalten und somit kein Nutzen erzielt werden kann.

## 4.3 Kraftstoffverbrauch

Basierend auf einer homogeneren Geschwindigkeitsverteilung, die durch die Auswertung von Geschwindigkeitsprofilen in Phasen der ACC Nutzung festgestellt wurde, wird ein positiver Effekt auf den Kraftstoffverbrauch und die $CO_2$-Emissionen erwartet. Bei der Auswertung der Daten für Autobahnfahrten wurde eine signifikante Reduzierung des Kraftstoffverbrauchs um 2,77% festgestellt. Diese Reduzierung wurde zusammen mit dem durchschnittlichen Kraftstoffverbrauch von 7,3 l/100 km der untersuchten Fahrzeugflotte und der Nutzungsrate von 49,4% genutzt, um das Kraftstoffsparpotenzial auf europäischer Ebene zu bestimmen, siehe Abbildung 9.

Für die europäische Pkw-Flotte mit einer Zusammensetzung von ca. 62% benzin- und 35% dieselbetriebenen Fahrzeugen ergäbe sich basierend auf den Daten des Feldversuchs eine Verbrauchsminderung von 1,37% für Autobahnfahrten, was umgerechnet knapp 700 Mio. Liter Kraftstoff und 1,7 Mio. Tonnen $CO_2$ entspricht. Die statistischen Eckdaten über die Flottenzusammensetzung sowie die jährlich auf Autobahnen zurückgelegten Kilometer, die für diese Hochrechnung genutzt wurden, können in [14] und [15] gefunden werden.

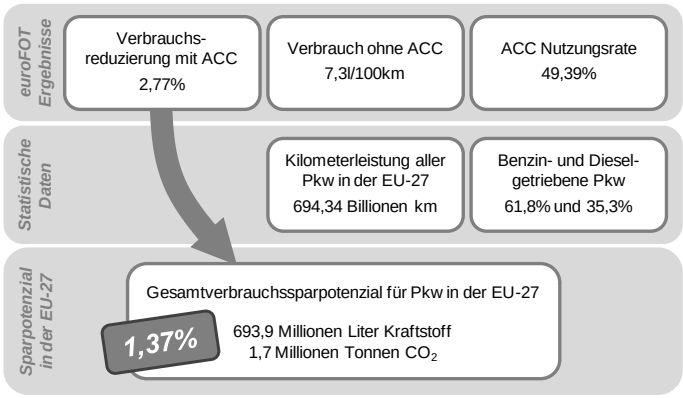



Abbildung 9: Kraftstoffsparpotenzial für Autobahnfahrten durch die ACC Nutzung

# 5 Zusammenfassung und Ausblick

Im Rahmen des euroFOT Feldversuchs wurden Daten von etwa 1000 Fahrzeugen erhoben. Mit Hilfe der erhobenen Daten wurde die Wirkungsanalyse von acht verschiedenen FAS durchgeführt. Die Untersuchung der Wirkung von ACC und FCW zeigt einen positiven Effekt auf Verkehrssicherheit, Fahrerverhalten, -akzeptanz sowie den Kraftstoffverbrauch. Ein wesentlicher Indikator für den Rückgang starker Bremsvorgänge, kritischer Ereignisse etc. lässt sich durch das geänderte Abstandsverhalten erklären. Die Auswertung zeigt, dass die durchschnittliche Zeitlücke um etwa 16% gestiegen ist. Neben einer hohen Nutzungsrate von ca. 50% konnte im Rahmen der Fahrerakzeptanzuntersuchung eine positive Bewertung von ACC und FCW festgestellt werden. Durch das geänderte Fahrverhalten konnte des Weiteren eine Kraftstoffreduktion von ca. 2,8% beobachtet werden. Diese resultiert in reduzierten $CO_2$-Emissionen.

Mit Hilfe der gewonnen Erkenntnisse können Anforderungen an FAS bzgl. Nutzungsverhalten näher spezifiziert werden. Die Ergebnisse werden zudem dazu verwendet, dass öffentliche Bewusstsein für den Nutzen von FAS zu sensibilisieren und einen Impuls für den vermehrten Erwerb und Einsatz von FAS zu geben. Durch höhere Penetrationsraten kann somit ein signifikanter Beitrag zur Verbesserung der Verkehrssicherheit erreicht werden.

# 6 Literatur

[1] N.N.: 2nd Global Status Report On Road Safety. Weltgesundheitsorganisation (WHO), 2012.

[2] N.N.: “Was leisten Fahrerassistenzsysteme?,“ Deutscher Verkehrssicherheitsrat e.V., Bonn, 2010.

[3] Koziol, J.; Inman, V.; Carter, M.; et al.: “Evaluation of the Intelligent Cruise Control SystemVolume I - Study Results,” U.S. Department of Transportation National, Oktober 1999.
[4] N.N.: “Results of the world´s largest ISA trial,” Swedish National Road Administration, 2002.
[5] Sayer, J. R.; LeBlanc, D.; Bogard, S.; et al.: “Integrated Vehicle-Based Safety Systems Field Operational Test Final Program Report,” U.S. Department of Transportation National, Juni 2011.
[6] Alkim, T.; Bootsma, G.; Looman, P.: “Roads to the Future - The Assisted Driver,” Rijkswaterstaat, Roads to the Future, April 2007.
[7] Sayer, J.; LeBlanc, D.; Bogard, S.; et al.: “Automotive Collision Avoidance System Field Operational Test, Report: Methodology and Results,” U.S. Department of Transportation, August 2005.
[8] Neale, L. V.; Dingus, T. A.; Klauer, S. G.; Sudweeks, J.: “An overview of the 100-car naturalistic study and findings,” 19th International Technical Conference on the Enhanced Safety of Vehicles (ESV), Juni 2005.
[9] Lai, F.; Chorlton, K.; Carsten, O.: “ISA-UK – Overall field trial results,” University of Leeds, Februar 2007.
[10]Will, D.; Zlocki, A.; Eckstein, L.: “Detailed FOT for the analysis of effects between nomadic devices and ADAS,” Transport Research Arena, April 2012.
[11]Benmimoun, M. et al.: “Incident detection based on vehicle CAN-data within the large scale field operational test “euroFOT”,” 22nd Enhanced Safety of Vehicles Conference, Washington, DC/USA, 2011.
[12]Benmimoun, M., Fahrenkrog, F., Benmimoun, A.: “Automatisierte Situationserkennung zur Bewertung des Potentials von Fahrerassistenzsystemen im Rahmen des Feldversuchs euroFOT,“ VDI/VW-Gemeinschaftstagung Fahrerassistenz und Integrierte Sicherheit, Wolfsburg, Oktober 2010.
[13]Nilsson G.: “The effects of speed limits on traffic accidents in Sweden,” International Symposium on the Effects of Speed Limits on Traffic Crashes and Fuel Consumption Proceedings, 1981.
[14]N.N.: EU energy and transport, Statistical pocketbook 2010. Europäische Kommission
[15]N.N.: The Automobile Industry, Pocket Guide 2011. European Automobile Manufacturers’ Association (ACEA), Brussels, 2011.

# Experimente zur hochpräzisen landmarkenbasierten Eigenlokalisierung in unsicherheitsbehafteten digitalen Karten

Henning Lategahn* und Christoph Stiller*

**Zusammenfassung:** Zukünftige Fahrerassistenzsysteme benötigen eine präzise Kenntnis über die eigene Fahrzeugpose. Überlicherweise wird dieses Problem durch Satellitennavigationssysteme adressiert. Diese liefern häufig jedoch eine Posenschätzung die weit unter der Genauigkeit liegt, die beispielsweise für autonomes Fahren benötigt wird.
In diesem Beitrag stellen wir eine Fahrzeugeigenlokalisierung vor, die das Fahrzeug relativ zu einer Landmarkenkarte lokalisiert. Zu diesem Zweck werden die in der Karte enthaltenen Landmarken mit einer Monokamera detektiert. Die Eigenpose wird danach mittels nichtlinearer Ausgleichsrechnung bestimmt. Besonderes Augenmerk wird auf das Erkennen grob fehlerhafter Messungen (Ausreißern) gelegt. Die hier vorgestellte Methodik kann Entscheidungen über die Validität einer vergangen Messung nachträglich revidieren. Des Weiteren zeigen wir, dass bei einer unsicherheitsbehafteten Karte die Fahrzeugpose genauer geschätzt werden kann, wenn die Landmarken der Karte simultan mit geschätzt werden.
In Experimenten kann eine Lokalisierungsgenauigkeit von 10cm erreicht werden.

**Schlüsselwörter:** Eigenlokalisierung, Landmarken, Nichtlineare Ausgleichsrechnung

## 1 Einleitung

Fahrerassistenzsysteme der nächsten Generation benötigen eine genaue Eigenlokalisation. Zukünftige Navigationssysteme könnten beispielsweise den zu fahrenden Pfad mittels Head-Up-Displays direkt auf der Fahrbahn anzeigen und so die Navgation für den Fahrer erheblich erleichtern. Des Weiteren ermöglicht eine präzise Lokalisierung in Kombination mit digitalen Strassenkarten eine Vielzahl an Funktionen. Automatisches Spurhalten, Erkennung von Ampelanlagen oder teil-autonomes Fahren werden durch eine genau bekannte Eigenposition innerhalb einer digitalen Karte erheblich unterstützt.
Heutzutage werden satellitengestützte Verfahren zu diesem Zwecke verwendet. Differentielles GPS wird hierzu mit Inertialsensorik kombiniert und liefert so eine Positionsbestimmung. Die Genauigkeit dieser System ist jedoch stark von einer guten Sichtbarkeit hinreichend vieler Satelliten abhängig. Insbesondere in städtischen Szenarien mit tiefen Häuserschluchten oder dichter Vegetation ist diese unzureichend. Ausserdem finden solche System auf Grund ihrer hohen Kosten nur in Experimentalfahrzeugen Verwendung.

*Institut für Mess- und Regelungstechnik, Karlsruher Institut für Technologie, 76128 Karlsruhe e-mail: {henning.lategahn,christoph.stiller}@kit.edu

Als Alternative zu satellitengestützten Verfahren sind kürzlich Methoden zur kartenbasierten Lokalisierung erarbeitet worden. Ziel ist es hier, das Egofahrzeug innerhalb einer vorher aufgezeichneten Karte zu lokalisieren. Sensormessungen werden unter Zuhilfenahme der Karte zu einer Positionsbestimmung ausgewertet. Beispiele sind die Arbeiten in [1, 4, 7, 8]. Grundsätzlich benötigen diese Verfahren keine Satellitenunterstützung und kommen mit der fahrzeugeigenen Sensorik aus. Die Vorteile dieser Vorgehensweise sind offensichtlich. Die Lokalisierung funktioniert auch in Situationen, die für herkömmliches GPS sehr schwierig sind, die Sensorik ist kostengünstiger und die Wiederholgenauigkeit ist nicht von atmosphärischen Störungen beeinflusst. Die Methode ist verwandt mit sogenannten *Simultaneous Localization and Mapping* (SLAM) Ansätzen. Beispiele finden sich in [2, 6].
In diesem Beitrag stellen wir eine Lokalisierungslösung vor, die lediglich eine Monokamera und Odometrie benötigt. Die Kamera misst den Winkel zu natürlichen Landmarken einer Landmarkenkarte. Odometriemessungen liefern eine verrauschte Bewegungsschätzung zwischen je zwei aufeinander folgenden Posen. Diese Messungen werden dann in einer nichtlinearen Ausgleichsrechnung kombiniert um eine Eigenpose zu berechnen. Besonderes Augenmerk wird dabei auf den Umgang mit der Unvollkommenheit der Landmarkenkarte gelegt. Es kann nicht erwartet werden, dass die Positionen der Landmarken innerhalb der Karte vollkommen exakt sind. Des Weiteren kann es bei der Landmarkenassoziation leicht zu Falschzuordnungen kommen. Daher schlagen wir vor, Fehlzuordnungen zu detektieren und gleichzeitig die Positionen der Landmarken innerhalb der Karte online mit zu schätzen.

# 2 Methodik

Im folgenden stellen wir das Problem der Posenschätzung mit einer unsicherheitsbehafteten Karte vor. Danach wird der hier vorgeschlagene Lösungsansatz erläutert.

## 2.1 Landmarkenkarte

Abbildung 1 zeigt schematisch den Aufbau der digitalen Karte. Landmarken sind in blau (Kreis) dargestellt und durch ihr 2d Position parametriert $l_j = (X_j, Y_j)^T$. Posen werden mit $p_i$ bezeichnet und sind hier in gelb dargestellt. Eine Pose wird durch ihre Position und Gierwinkel parametriert $p_i = (x_i, y_i, \theta_i)^T$. Die exakte Bewegung von Pose $p_{i-1}$ zu Pose $p_i$ wird mit $o_i = (\Delta x_i, \Delta y_i, \Delta\theta_i)^T$ bezeichnet. Als Beobachtungsgröße einer Monokamera wird der Winkel $\alpha_{ij}$ einer Landmarke $l_j$ zur Pose $p_i$ verwendet.
Entscheidend ist nun, dass keine der vorherig genannten Größen exakt bekannt ist. Vielmehr stehen lediglich ihre verrauschten Schätzungen zur Verfügung. Diese sind wie folgt modelliert

$$\bar{l}_j = l_j + \epsilon_j \quad (1)$$

$$\bar{o}_i = o_j + \zeta_i \quad (2)$$

$$\bar{\alpha}_{ij} = \alpha_{ij} + \eta_{ij} \quad (3)$$

wobei $\epsilon_j, \zeta_i$ und $\eta_{ij}$ jeweils unkorreliertes gaußsches Rauschen mit bekannten Kovarianzmatrizen bezeichnen. Die digitale Landmarkenkarte besteht somit aus den $L$ unsicherheitsbe-

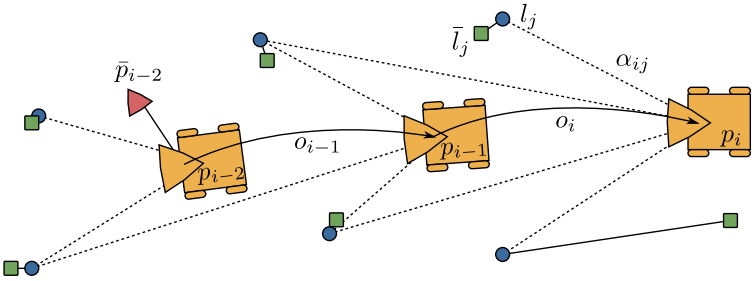



Abbildung 1: Digitale Landmarkenkarte mit nach hinten gerichteter Kamera. Die exakten Positionen der Landmarken sind in blau (Kreise) dargestellt. Jedoch ist nur eine verrauschte Version der Karte bekannt (grün/Quadrat). Einige Landmarken sind grob fehlerbehaftet eingetragen (rechts unten) und stellen Fehlmessungen (Ausreißer) dar. Eine grobe Schätzung der ersten Pose ist in rot (Dreieck) dargestellt.

hafteten Positionen der Landmarken $\{\bar{l}_1, \ldots, \bar{l}_L\}$. Diese sind in der Skizze 1 grün (Quadrat) dargestellt. Darüber hinaus steht eine Schätzung der ersten Pose $\bar{p}_{i-F+1} = p_{i-F+1} + \nu_{i-F+1}$ aus vorherigen Zeitschritten zur Verfügung wobei $F$ die Fensterlänge bezeichnet. Eine solche Posenschätzung ist in rot (Dreieck) in der Skizze dargestellt.
Ausserdem sind manche der Landmarken weit von ihrer eigentlichen Position in der Karte eingetragen und verursachen fehlerhafte Messungen (Ausreißer), die während der Schätzung erkannt werden müssen.

## 2.2 Eigenlokalisierung

Das Ziel der Eigenlokalisierung ist nun, aus den in Abschnitt 2.1 eingeführten Messungen $\bar{l}_j, \bar{o}_i, \bar{\alpha}_{ij}, \bar{p}_{i-F+1}$, die aktuelle Fahrzeugpose zu schätzen. Dazu werden die letzten $F$ Posen und alle Landmarken, die von diesen Posen gemessen wurden, simultan geschätzt. Der zu berechnende Zustandsvektor ist somit $\mathbf{x} = (p_{i-F+1}, \ldots, p_i, \ldots, l_j, \ldots)^T$. Alle Messungen werden im Messvektor $\mathbf{z} = (\bar{p}_{i-F+1}, \ldots, \bar{l}_j, \ldots, \bar{o}_i, \ldots, \bar{\alpha}_{ij}, \ldots)^T$ zusammen gefasst.
Da die Positionen der Landmarken während der Lokalisierung mitgeschätzt werden, müssen diese auch als Teil der Messgleichung auftauchen. Die Landmarken ($l_j$) werden also einfach im ersten Teil des erwarteten Messvektors aufgeführt. Gleiches gilt für die *a-priori* Annahme der ersten Pose des Posenfensters ($p_{i-F+1}$). Eine Odometriemessung kann aus der Schätzung zweier Posen $p_i$ und $p_{i-1}$ durch Posensubtraktion prädiziert werden ($p_i \ominus p_{i-1}$). Der relative Winkel einer Landmarke $l_j$ zur Pose $p_i$ wird berechnet durch $\arctan\left(\frac{Y_j - y_i}{X_j - x_i}\right) -$

$\theta_i$. Der sich aus einer Schätzung ergebene Fehlervektor ist somit:

$$e(\mathbf{x}) = \begin{pmatrix} p_{i-F+1} \\ \vdots \\ l_j \\ \vdots \\ p_i \ominus p_{i-1} \\ \vdots \\ \arctan\left(\frac{Y_j - y_i}{X_j - x_i}\right) - \theta_i \\ \vdots \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} \bar{p}_{i-F+1} \\ \vdots \\ \bar{l}_j \\ \vdots \\ \bar{o}_i \\ \vdots \\ \bar{\alpha}_{ij} \\ \vdots \end{pmatrix} \tag{4}$$

$$= h(\mathbf{x}) - \mathbf{z} \tag{5}$$

mit

$$p_j \ominus p_i = \begin{pmatrix} \Delta x_{ij} \\ \Delta y_{ij} \\ \Delta \theta_{ij} \end{pmatrix} \tag{6}$$

$$= \begin{pmatrix} R^T(\theta_i) \left[ \begin{pmatrix} x_j \\ y_j \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} x_i \\ y_i \end{pmatrix} \right] \\ \theta_j - \theta_i \end{pmatrix} \tag{7}$$

wobei $R(\theta)$ die Rotationsmatrix um den Winkel $\theta$ bezeichnet.
Der gesuchte Zustandsvektor

$$\hat{\mathbf{x}} = \arg\min_{\mathbf{x}} ||e(\mathbf{x})||^2 \tag{8}$$

lässt sich durch den Levenberg-Marquardt Algorithmus ([5]) schätzen. Die hier verwendete Norm $||\cdot||$ ist eine Mahalanobis Norm, welche die entsprechenden Kovarianzmatrizen des Rauschens berücksichtigt. Anders als bei einem rekursiven Kalmanfilter wird die Odometrie nicht zum Prädizieren verwendet, sondern mit in die Messgleichung aufgenommen und als *Messung* interpretiert. Gleiches gilt für die unsicherheitsbehaftete Karte die ebenfalls als *Messung* interpretiert wird. Schätzergebnisse vergangener Zeitschritte bleiben (bis auf den Posenprior $\bar{p}_{i-F+1}$) im aktuellen Zeitschritt unberücksichtigt.
Quadratische Fehlerfunktionen wie in Gleichung (8) sind äusserst anfällig für grobe Fehlmessungen. Im ungünstigsten Fall kann ein einziger Ausreißer das gesamte Schätzergebnis beliebig stark verfälschen. Daher stellen wir im Folgenden eine robuste Version des oben skizzierten Schätzers vor.
Zu jedem Zeitschritt wird jede Landmarke einem Ausreißertest unterzogen. Es wird dabei die Hypothese getestet, ob der Teil des Residuenvektors $e(\mathbf{x})$, der zu der zu testenden Landmarke $j$ gehört, einer Normalverteilung $\mathcal{N}(\cdot|0, \Sigma)$ folgt. $\Sigma$ ist dabei eine blockdiagonale Messkovarianzmatrix für die Landmarke und Winkelmessungen. Die Landmarke $j$ wirkt sich auf folgenden Teil des Residuenvektors aus:

$$r_j = \begin{pmatrix} l_j - \bar{l}_j \\ \vdots \\ \arctan\left(\frac{Y_j - y_i}{X_j - x_i}\right) - \theta_i - \bar{\alpha}_{ij} \\ \vdots \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^D \tag{9}$$

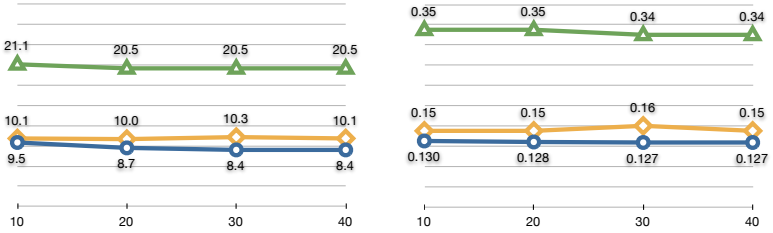



Abbildung 2: Simulationsergebnisse für variierende Fensterlängen $F$. Links: Positionsfehler in cm. Rechts: Winkelfehler in Grad. Gelb (Raute): Vorgestellte Methodik, Blau (Kreis): Vorgestellte Methodik ohne Aussreißer, Grün (Dreieck): Schätzverfahren mit impliziet korrekter Karte (siehe Text für Details).

Es werden also alle Winkelmessungen die zu dieser Landmarke gehören, berücksichtigt. Der Landmarkenresiduenvektor $r_j$ hat die Dimension $D$. Nun wird getestet, ob die Bedingung $r_j \sim \mathcal{N}(\cdot|0, \Sigma)$ erfüllt ist. Sollte sie nicht erfüllt sein, so handelt es sich um einen Aussreißer. Dazu wird ein $\chi^2$ Test durchgeführt

$$r_j \sim \mathcal{N}(\cdot|0, \Sigma) \tag{10}$$

$$\Rightarrow r_j^T \Sigma^{-1} r_j \sim \chi^2_D(\cdot) \tag{11}$$

$$\Rightarrow \int_{r_j^T \Sigma^{-1} r_j}^{\infty} \chi^2_D(\theta) d\theta < \tau \tag{12}$$

wobei $\tau$ einen Schwellwert bezeichnet. Gilt die Bedingung (12), so wird die Landmarke $l_j$ als Aussreißer behandelt. Andernfalls, wird sie als reguläre Landmarke angenommen. Im elementaren Unterschied zu einem Kalmanfilter kann ein Ausreißerhypothesentest innerhalb der Fensterlänge $F$ revidiert werden, wenn neuere Messungen zusätzliche Evidenz liefern. Aus Effiziensgründen wird eine Landmarke, die nicht mehr im Sensorbereich liegt oder deren $\chi^2$-Wert sehr eindeutig war, nicht erneut getestet.

## 3 Simulationsexperimente

Nachfolgend werden die Schätzergebnisse aus einer Simulation vorgestellt. Die Landmarkenposition in der verfügbaren Karte sind dabei mit einer Standardunsicherheit von 10cm behaftet. 20% der Landmarken sind Aussreißer und mit einer Standardunsicherheit von 400cm versehen. Die Standardabweichung der Winkelmessungen ($\bar{\alpha}_{ij}$) beträgt 0.1 Grad. Die durchschnittlichen Schätzfehler für Position $(x, y)$ und Winkel $(\theta)$ sind in Abbildung 2 für variierende Fensterlängen $F$ in gelb gezeigt. Die Schätzfehler für einen Simulationslauf, in der die Karte keine Ausreißer enthält, ist im Vergleich in blau dargestellt. Es zeigt sich hier nur eine marginale Verbesserung, was auf eine gute Ausreißerdetektion schliessen lässt. Für ein Schätzverfahren, welches die Landmarkenposition nicht im Zustandsvektor mit aufnimmt (also $\mathbf{x} = (p_{i-F+1}, \ldots, p_i)^T$), lassen sich die in grün dargestellten Ergebnisse erzielen. Dieses Schätzverfahren setzt implizit eine korrekte Karte voraus. Hier sind

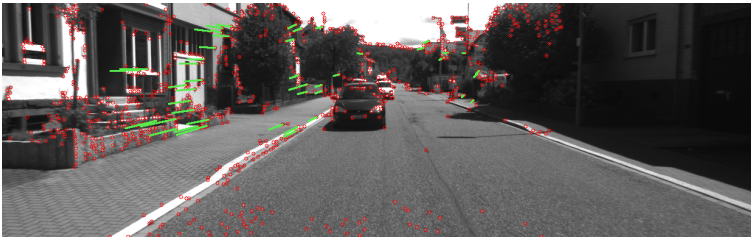


Abbildung 3: Ein Bild aus der Zweitbefahrung (Lokalisierung). Detektierte Merkmalspunkte sind in rot dargestellt. Eine Zuordnung zu einer Landmarke wird durch einen grünen optischen Flussvektor repräsentiert.

die Fehler sowohl für Winkel als auch für Positionen deutlich höher. Für eine Lokalisierung mit unsicherheitsbehafteten Karten ist die Aufnahme der Landmarkenposition in den Zustandvektor somit sinnvoll und erzielt bessere Ergebnisse.

# 4 Experimente im Straßenverkehr

Im Folgenden präsentieren wir experimentelle Ergebnisse auf Messdaten aus einem überwiegend urbanen Umfeld. Zuerst wird kurz die Kartierung skizziert. Danach stellen wir das Ergebnis für eine Testfahrt vor.

Eine Teststrecke von 5,1 km wurde mit einer nach hinten gerichteten Stereokamera befahren. Die Kameradaten wurden zusammen mit hochgenauem DGPS aufgenommen. In einem Nachverarbeitungsschritt sind Merkmalspunkte im Kamerabild erkannt und zeitlich zugeordnet worden. Die Position der Landmarken, die zu diesen Merkmalspunkten gehören, konnten dann grob bestimmt werden.

Während einer Zweitbefahrung werden die zu den Landmarken gehörigen Merkmalspunkte den Merkmalspunkten des aktuellen Kamerabildes zugeordnet (vgl [3]). Die Assoziation geschieht hierbei durch eine visuelle Beschreibung der Punkte durch Merkmalsvektoren. Abbildung 3 zeigt eine solche Zuordnung. Merkmalspunkte sind in rot dargestellt. Eine Zuordnung zu Landmarken der Karte wird durch die günen optischen Flussvektoren gekennzeichnet. Eine Initialpose wird per GPS bestimmt, um ein Matching im ersten Bild der Sequenz möglich zu machen. DGPS Messungen dieser Zweitbefahrung werden nachfolgend als Grundwahrheit angenommen, jedoch nicht für die Posenschätzung verwendet.

Werden alle Folgeposen durch Aufintegration der Odometriedaten bestimmt (Koppelnavigation), so driftet die Eigenpose unweigerlich. Ein solches Verhalten ist in Abbildung 4 gezeigt. Die geschätzte Trajektorie ist in blau und die Grundwahrheit ist in grün dargestellt. Es kann leicht erkannt werden wie der Eigenpositionsfehler über den Verlauf der Befahrung stetig wächst.

Abbildung 5 zeigt die Trajektorie, wie sie mit der vorgestellten Methode geschätzt werden kann. Die blauen (Schätzung) und grünen (Grundwahrheit) Posen überlagern sehr genau. Ausserdem ist der Positionsfehler driftrei, d.h. unabhängig von der bereits gefahrenen Entfernung.

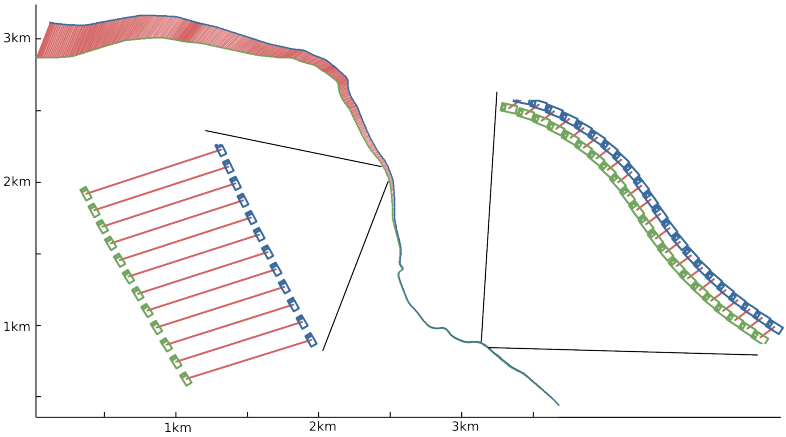



Abbildung 4: Geschätzte Trajektorie mittels Koppelnavigation. Grün: Grundwahrheit, Blau: Schätzung.

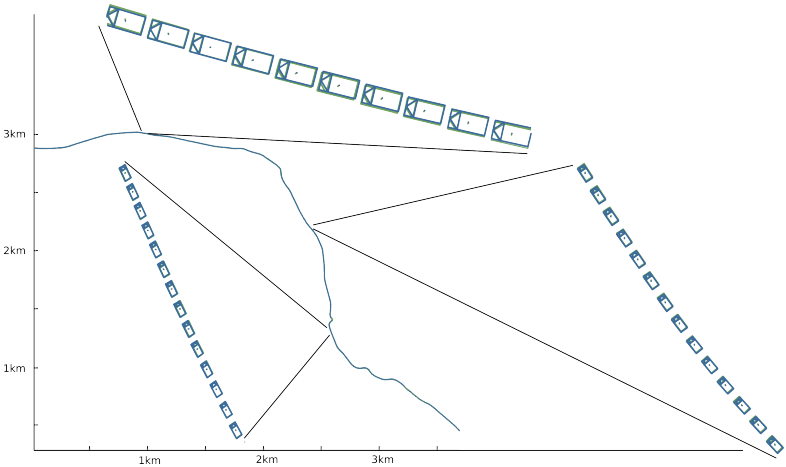



Abbildung 5: Geschätzte Trajektorie mit vorgestellter Methodik. Grün: Grundwahrheit, Blau: Schätzung.

# 5 Zusammenfassung und Ausblick

In diesem Beitrag wurde eine Methode zur landmarkenbasierten Lokalisierung vorgestellt. Eine Monokamera misst Winkel zu natürlichen Landmarken. Diese Winkelmessungen können dann mit Odometriemessungen kombiniert und eine Eigenpose bestimmt werden. Entscheidend ist dabei die Berücksichtigung der Unvollkommenheit der Landmarkenkarte. Man kann nicht erwarten, dass die Positionen der Landmarken exakt bekannt sind. Deshalb werden die Positionen der Landmarken, bei der vorgestellten Methode, mit geschätzt. Experimente zeigen eine dadurch verbesserte Lokalisierungsgenauigkeit. Des Weiteren wurde eine robuste Erweiterung einer nichtlinearer Ausgleichsrechnung mittels $\chi^2$ Test erläutert. Landmarkenfehlmessungen können so erkannt und entsprechend behandelt werden.

# Literatur

[1] H. Badino, D. Huber, and T. Kanade. Visual topometric localization. In *Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, Baden-Baden, Germany, June 2011.

[2] A.J. Davison, I.D. Reid, N.D. Molton, and O. Stasse. MonoSLAM: Real-time single camera SLAM. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2007.

[3] A. Geiger, J. Ziegler, and C. Stiller. Stereoscan: Dense 3d reconstruction in real-time. In *Intelligent Vehicles Symposium (IV), 2011 IEEE*, pages 963–968. IEEE, 2011.

[4] J. Levinson and S. Thrun. Robust vehicle localization in urban environments using probabilistic maps. In *Robotics and Automation (ICRA), 2010 IEEE International Conference on*, pages 4372–4378. IEEE, 2010.

[5] J. More. The Levenberg-Marquardt algorithm: implementation and theory. *Numerical analysis*, pages 105–116, 1978.

[6] P. Piniés and J.D. Tardós. Large-scale slam building conditionally independent local maps: Application to monocular vision. *IEEE Transactions on Robotics*, 24(5):1094–1106, 2008.

[7] O. Pink. Visual map matching and localization using a global feature map. In *Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2008. CVPRW'08. IEEE Computer Society Conference on*, pages 1–7. IEEE, 2008.

[8] Sebastian Rauch, Artim Savkin, Thomas Schaller, and Peter Hecker. Hochgenaue fahrzeugeigenlokalierung und kollektives erlernen hochgenauer digitaler karten. In *AAET*, Braunschweig, Deutschland, 2012.

# Generalisierte probabilistische Datenassoziation mit zustandsabhängiger Kardinalitätsverteilung

Christian Adam*, Robin Schubert†, Eric Richter‡ und Gerd Wanielik§

**Zusammenfassung:** Eine zuverlässige Umfelderkennung ist die Grundlage zahlreicher Fahrerassistenzsysteme. Eine besondere Herausforderung stellt in diesem Zusammenhang die simultane Zustands- und Existenzschätzung einer unbekannten Anzahl von Objekten unter schwierigen Detektionsbedingungen dar. In diesem Beitrag soll diese Problemstellung daher aufgegriffen und mit der generalisierten probabilistischen Datenassoziation ein Verfahren vorgestellt werden, welches beliebige Verteilungen der Detektionskardinalität berücksichtigen kann. Anhand eines radarbasierten Fahrzeugtrackingsystems wird gezeigt, wie diese Kardinalität dynamisch aus den Objektzuständen generiert werden kann. Darauf aufbauend werden die Eigenschaften dieses Verfahrens mit simulierten Messsequenzen analysiert und denen klassischer Ansätzen gegenübergestellt.

**Schlüsselwörter:** GPDA, IPDA, MOT, Radar

## 1 Einleitung

Aktuelle Fahrerassistenzsysteme, wie z. B. Abstandsregeltempomat oder aktiver Fußgängerschutz, benötigen Informationen über die Objekte im Fahrzeugumfeld. Auf Grundlage dieser Informationen, wie Position und Bewegung, können dann Entscheidungen über die Anpassung der Geschwindigkeit oder die Einleitung einer Notbremsung getroffen werden. Zur Beobachtung des Umfelds werden meist relativ preisgünstige Sensoren wie Radarsysteme oder Kameras mit nachgeschalteter Objekterkennung eingesetzt. Hierbei kommt es jedoch zu mehreren Problemen. Zum Einen muss nicht jede vom Sensor gemeldete Detektion oder Messung zwingend von einem tatsächlich vorhandenen Objekt erzeugt worden sein. Diese falsch-positiven Messungen, auch als *Clutter* bezeichnet, deren Anzahl über der Zeit variiert, müssen erkannt und herausgefiltert werden. Zum Anderen kann es vorkommen, dass ein existierendes Objekt keine Messung hervorruft. Des Weiteren sind die Messungen der Sensoren verrauscht und haben nur eine begrenzte Auflösung.

Ein übliches Verfahren zur Überwindung dieser Nachteile ist die *probabilistische Objektverfolgung* (Tracking). Hierbei wird basierend auf den verrauschten Messdaten die Anzahl der Objekte und der Zustand jedes Objekts mit einem rekursiven probablistischen

*Christian Adam ist wissenschaftlicher Mitarbeiter an der Professur für Nachrichtentechnik der TU Chemnitz, Reichenhainer Str. 70, 09126 Chemnitz (E-Mail: christian.adam@etit.tu-chemnitz.de).

†Dr. Robin Schubert ist geschäftsführender Gesellschafter der BASELABS GmbH, c/o TU Chemnitz, Reichenhainer Str. 70, 09126 Chemnitz (E-Mail: robin.schubert@baselabs.de).

‡Eric Richter ist Entwicklungsleiter bei der BASELABS GmbH (E-Mail: eric.richter@baselabs.de).

§Prof. Dr. Gerd Wanielik ist Leiter der Professur für Nachrichtechnik an der TU Chemnitz.

Filter, z. B. einem Kalman-Filter, geschätzt. Eine der dabei zu lösenden Aufgaben ist das *Assoziationsproblem*. Die verwendeten Sensoren liefern i. d. R. zu einem Zeitpunkt eine Menge von Messungen. Dabei ist nicht a priori bekannt, welche Messung zu welchem Objekt gehört oder ob eine Messung überhaupt von einem Objekt stammt oder Clutter ist. Wenn die Objekte räumlich ausgedehnt sind, d. h. ihre Abmessungen deutlich über der Sensorauflösung liegen, können mehrere Messungen von einem Objekt stammen.

In diesem Beitrag soll ein Verfahren vorgeschlagen werden, dass das Assoziationsproblem unter der Annahme löst, dass ein Objekt mehrere Messungen generieren kann. Es soll an einem radarbasierten Fahrzeugtrackingsystem mit simulierten Messdaten evaluiert und mit anderen aktuellen Verfahren verglichen werden. Abschnitt 2 bietet ein kurzen Überblick über existierende Tracking-Verfahren und erläutert die Innovation des Vorschlags. In Abschnitt 3 werden das zur Evalierung verwendete System und die Modelle aufgezeigt. Darauf folgen in Abschnitt 4 die Ergebnisse der Evaluierung des Algorithmus.

## 2 Generalisierte probabilistische Datenassoziation

Zur Lösung des Problems existieren mehrere Ansätze, die sich in zwei Gruppen einteilen lassen. Die eine Gruppe modelliert das gesamte Umfeld mit einer einzigen Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion, deren Maxima den gefundenen Objekten entsprechen. Eine häufige Implementierung ist das probabilistische Hypothesendichtefilter (PHD) [1].

Die zweite Gruppe besitzt für jedes Objekt eine Filterinstanz, solche Tracker werden deshalb als Multiple-Instance-Tracker oder – bezugnehmend auf ihre Eigenschaft, dass sie nur ein Objekt verfolgen können – als *Single-Object-Tracker* (SOT) bezeichnet. Beispielhaft sei die *integrierte probabilistische Datenassoziation* (IPDA) [2] erwähnt, welche davon ausgeht, dass maximal eine der dem Track zugeordneten Messungen vom Objekt stammt und alle weiteren Messungen Falschmessungen sind. Zur Berechnung der Gewichte dieser Hypothesen werden sowohl der Trackzustand als auch seine Existenz herangezogen, welche dann wiederum zur Korrektur dieser beiden Werte dienen. Auf eine detaillierte Auflistung des Stands der Forschung muss in diesem Beitrag verzichtet werden.

Alle bisherigen Verfahren aus der zweiten Gruppe treffen die Annahme, dass ein Objekt maximal eine Messung generieren kann. Allerdings wird diese Annahme bei räumlicher Ausdehnung der Objekte verletzt. Da in diesem Fall alle weiteren Messungen des Objekts als Clutter eingestuft werden, gehen Informationen über den Objektzustand und die Objektexistenz verloren und die Qualität des Trackings verschlechtert sich. In [3] wurde mit der *generalisierten probabilistische Datenassoziation* (GPDA) ein Verfahren vorgeschlagen, das statt dessen eine Kardinalitätsverteilung der Messungen annimmt und mehrere Messungen pro Objekt zulässt. Für die Korrektur des Objektzustands und der Existenzwahrscheinlichkeit werden alle zugewiesenen Messungen herangezogen. Die mathematischen Grundlagen dieses Verfahren sollen im Folgenden dargelegt werden.

### 2.1 Zuordnungshypothesen

Unter der vereinfachenden Annahme eines einzelnen Objekts besteht die mathematische Formulierung des Problems in einer Menge von Messungen $\mathbf{z}^1, \ldots, \mathbf{z}^{n_z} \in \{\mathbf{z}\}$, welche potentiell durch die Objekthypothese $\mathbf{x}$ generiert worden sein könnten. Im Folgenden wird

jene Teilmenge dieser Messungen, die tatsächlich von $\mathbf{x}$ generiert wurde, mit $\{\mathbf{z}\}^x$ und die verbleibende Menge mit $\{\mathbf{z}\}^{\mathrm{cl}}$ bezeichnet.

Da nicht bekannt ist, welche der Messungen vom Objekt stammen, definiert der GPDA-Filter die Menge aller möglichen Zuordnungshypothesen und repräsentiert diese durch die diskreten Ereignisse $A_i^m \in A^m \subset A$ eines Zufallsexperimentes. Die Teilmengen $A^m$ beinhalten jene Zuordnungsereignisse $A_i^m$, denen die Annahme zugrunde liegt, genau $m$ Messungen seien vom Objekt generiert worden. Die Kardinalität der Menge $A^m$ ist dabei durch $\binom{n_z}{m}$ beschrieben, wobei $n_z$ die Kardinalität der Menge $\{\mathbf{z}\}$ repräsentiert. Beispielsweise repräsentiert das Ereignis $A_1^1$ die Annahme, dass nur $\mathbf{z}^1$ vom Objekt generiert wurde und $A_2^2$ ist die Hypothese, dass $\mathbf{z}^1$ und $\mathbf{z}^2$ wahre Messungen sind. Das GPDA-Vefahren erlaubt es, eine maximale Anzahl von Messungen $\overline{n}$ zu definieren, welche maximal von einem Objekt generiert werden können. Wurde kein solcher Schwellwert definiert oder ist dieser größer als $n_z$, so stellt $n_z$ diese Grenze dar.

Die Herleitung der GPDA-Gleichungen erfordert die Einführung zusätzlicher Definitionen und damit verbundener Notationen: Die Menge

$$C_n^k := \left\{ (c_1, c_2, \ldots, c_n) | c_i \in \{0,1\}; \sum_{i=1}^{n} c_i = k \right\} \tag{1}$$

enthält alle Kombinationen für $n \in \mathbb{N}, k \in \mathbb{N}_0, n \geq k$. Damit können beispielsweise die möglichen Kombinationen für das Ziehen zweier Messungen aus einer Menge von dreien durch

$$C_3^2 = \left\{ (c_1, c_2, \ldots, c_3) | c_i \in \{0,1\}; \sum_{i=1}^{3} c_i = 2 \right\} = \Big\{ (1,1,0), (1,0,1), (0,1,1) \Big\}. \tag{2}$$

beschrieben werden. Die Notation $C_n^k[i,j]$ beschreibt dabei $c_j$ aus der $i$-ten Kombination.

## 2.2 Zustandskorrektur

Die Grundidee des GPDA-Verfahrens ist die Einführung der Zuordnungsereignisse sowie der Existenz als zusätzliche Bedingungen in die a posteriori Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion (WDF) des Zustands. Nach dem Gesetz der totalen Wahrscheinlichkeit ergibt sich dadurch

$$p(\mathbf{x}_k|\mathbf{Z}_k) = \sum_{\exists \mathbf{x}} \sum_{A_i^m \in A} p(\mathbf{x}_k|\mathbf{Z}_k, A_i^m, \exists \mathbf{x}_k)\, P(A_i^m|\mathbf{Z}_k, \exists \mathbf{x}_k)\, P(\exists \mathbf{x}_k|\mathbf{Z}_{k-1}). \tag{3}$$

Hierbei entspricht $p(\mathbf{x}_k|\mathbf{Z}_k, A_i^m, \exists \mathbf{x}_k)$ der bedingten Zustands-WDF, die sich aus den Filtergleichungen (unter Einbeziehung der zu diesem Ereignis gehörenden Menge von Messungen) ergibt. Für ihre Berechnung wird grundsätzlich davon ausgegangen, dass der Track existiert, deshalb wird diese Bedingung im Folgenden weggelassen. In zwei Fällen ist die a posteriori Zustands-WDF gleich dem a priori Zustand, weil keine Messungen von dem Objekt generiert wurden: Wenn es nicht existiert oder bei der Hypothese $A^0$, welche alle Messungen als Clutter sieht. Mit der Abkürzung $P_{\mathrm{E}} = P(\exists \mathbf{x}_k = \exists | \mathbf{Z}_{k-1})$ für die a priori Existenzwahrscheinlichkeit ergibt sich

$$\begin{aligned} p(\mathbf{x}_k|\mathbf{Z}_k) = & \sum_{A_i^m \in A \setminus A^0} p(\mathbf{x}_k|\mathbf{Z}_k, A_i^m)\, P(A_i^m|\mathbf{Z}_k, \exists \mathbf{x}_k = \exists)\, P_{\mathrm{E}} \\ & + p(\mathbf{x}_k|\mathbf{Z}_{k-1}) \left( P(A^0|\mathbf{Z}_k, \exists \mathbf{x}_k = \exists)\, P_{\mathrm{E}} + 1 - P_{\mathrm{E}} \right). \end{aligned} \tag{4}$$

Die Zuordnungswahrscheinlichkeiten müssen gesondert berechnet werden. Hierfür wird zunächst der Satz von Bayes angewendet:

$$P(A_i^m|\mathbf{Z}_k, \exists \mathbf{x}_k = \exists) = \eta \cdot p(\{\mathbf{z}\}_k|A_i^m, \mathbf{Z}_{k-1}, \exists \mathbf{x}_k = \exists)\, P(A_i^m|\mathbf{Z}_{k-1}, \exists \mathbf{x}_k = \exists). \quad (5)$$

Für die Zuordnungswahrscheinlichkeiten $P(A_i^m|\mathbf{Z}_{k-1}, \exists \mathbf{x}_k = \exists)$ wird Unabhängigkeit von früheren Messungen angenommen, so dass sich $P(A_i^m|\mathbf{Z}_{k-1}, \exists \mathbf{x}_k = \exists) = P(A_i^m|\exists \mathbf{x}_k = \exists)$ ergibt. In Ermangelung konkreten Vorwissens über die Zuordnungsereignisse wird ferner gemäß dem Indifferenzprinzip eine Gleichverteilung als deren a priori Wahrscheinlichkeitsverteilung angenommen, so dass sich $P(A_i^m|\exists \mathbf{x}_k = \exists)$ aus Gleichung (5) herauskürzt.

Die verbleibende Likelihood für die Beobachtung der Menge $\{\mathbf{z}\}_k$ kann in verschiedene Komponenten zerlegt werden. Unter der Annahme von Unabhängigkeit zwischen der Teilmenge der realen Messungen und jener der Falschmessungen kann die Likelihood als

$$p(\{\mathbf{z}\}_k|A_i^m, \mathbf{Z}_{k-1}, \exists \mathbf{x}_k = \exists) = p(\{\mathbf{z}\}_k^x|A_i^m, \mathbf{Z}_{k-1}, \exists \mathbf{x}_k = \exists)\, p(\{\mathbf{z}\}_k^{\mathrm{cl}}|A_i^m, \mathbf{Z}_{k-1}, \exists \mathbf{x}_k = \exists) \quad (6)$$

formuliert werden. Ferner erscheint die Annahme von Unabhängigkeit zwischen den Falschmessungen verschiedener Zeitpunkte sowie der Falschmessungen von der Existenz des Objekts sinnvoll, so dass sich folgende Gleichung für die Likelihood ergibt:

$$p(\{\mathbf{z}\}_k|A_i^m, \mathbf{Z}_{k-1}, \exists \mathbf{x}_k = \exists) = p(\{\mathbf{z}\}_k^x|A_i^m, \mathbf{Z}_{k-1}, \exists \mathbf{x}_k = \exists)\, p(\{\mathbf{z}\}_k^{\mathrm{cl}}|A_i^m). \quad (7)$$

Jede der beiden Likelihood-Ausdrücke kann weiter in eine Kardinalitätskomponente und einen räumlichen Anteil zerlegt werden, wobei Unabhängigkeit zwischen diesen Anteilen angenommen wird.

### 2.2.1 Räumliche Verteilungslikelihood

Die räumliche Likelihood ist durch das Produkt der räumlichen Einzellikelihoods der Messungen definiert. Für Wahrmessungen ist diese Likelihood aus den Kalman-Filter-Gleichungen bekannt und lautet $p(\mathbf{z}_k^i|\mathbf{Z}_{k-1}) = \Lambda_k^i$. Die räumliche Likelihood für die Teilmenge der Wahrmessungen ergibt sich damit zu

$$p(\widehat{\{\mathbf{z}\}_k^x}|A_i^m, \mathbf{Z}_{k-1}, \exists \mathbf{x}_k = \exists) = \prod_{j=1}^{n_z} \left(\Lambda_k^i\right)^{C_{n_z}^m[i,j]}. \quad (8)$$

Für Falschmessungen wird der Likelihood eine räumliche Gleichverteilung zugrunde gelegt, wodurch sich die Gesamtlikelihood wie folgt darstellt:

$$p(\widehat{\{\mathbf{z}\}_k^{\mathrm{cl}}}|A_i^m) = V^{-(n_z-m)}. \quad (9)$$

### 2.2.2 Kardinalitätslikelihood

Die Kardinalitätslikelihood beschreibt die Wahrscheinlichkeit für eine bestimmte Anzahl an Wahr- bzw. Falschmessungen unter der Annahme eines definierten Zuordnungsereignisses. Während für die Falschmessungskardinalitätslikelihood $P(n_{\mathrm{cl}}|A_i^m)$ Unabhängigkeit von früheren Zeitpunkten angenommen wird, gilt dies nicht für die Kardinalitätslikelihood $P(n_x|A_i^m, \mathbf{Z}_{k-1}, \exists \mathbf{x}_k = \exists)$ der wahren Messungen. Sie wird im Folgenden mit $P(n_x)$ abgekürzt. Die Summe beider Kardinalitäten ergibt sich per definitionem zu $n_{\mathrm{cl}} + n_x = n_z$.

Die Kardinalität der Falschmessungen wird in diesem Beitrag durch eine Poisson-Verteilung modelliert. Charakteristischer Parameter dieser Verteilung ist der Erwartungswert der Anzahl der Falschmessungen pro (Hyper-)Volumeneinheit $\lambda = \mathrm{E}[n_{\mathrm{cl}}/V]$. Mit diesem Parameter ergibt sich die Kardinalitätsverteilung der Falschmessungen zu

$$P(n_{\mathrm{cl}} = k|A_i^m) = \begin{cases} \dfrac{(\lambda V)^{n_z-m}}{(n_z-m)!}e^{-\lambda V} & \text{wenn } k = n_z - m \\ 0 & \text{sonst.} \end{cases} \tag{10}$$

Einsetzen dieser vier Terme in Gleichung (7) und kürzen von $(V^{n_z-m})$ ergibt

$$p(\{\mathbf{z}\}_k|A_i^m, \mathbf{Z}_{k-1}, \exists\mathbf{x}_k = \exists) = P(n_x = m)\,\frac{\lambda^{n_z-m}e^{-\lambda V}}{(n_z-m)!}\prod_{j=1}^{n_z}\left(\Lambda_k^i\right)^{C_{n_z}^m[i,j]}. \tag{11}$$

### 2.2.3 Zuordnungswahrscheinlichkeiten

Mit den aufgeführten Vorbetrachtungen ergeben sich die gesuchten Zuordnungswahrscheinlichkeiten zu

$$P(A_i^m|\mathbf{Z}_k, \exists\mathbf{x}_k = \exists) = \frac{1}{1-\delta}\,P(n_x = m)\,(n_z)^{\underline{m}}\,\lambda^{-m}\prod_{j=1}^{n_z}\left(\Lambda_k^i\right)^{C_{n_z}^m[i,j]}, \tag{12}$$

wobei die Hilfsvariable $\delta$ definiert ist als

$$\delta = 1 - \sum_{m=0}^{\min(\overline{n},n_z)} P(n_x = m)\,(n_z)^{\underline{m}}\,\lambda^{-m}\sum_{i=1}^{\binom{n_z}{m}}\prod_{j=1}^{n_z}\left(\Lambda_k^i\right)^{C_{n_z}^m[i,j]} \tag{13}$$

und $(n_z)^{\underline{m}}$ die fallende Faktorielle bezeichnet:

$$(n_z)^{\underline{m}} = \frac{n_z!}{(n_z-m)!}. \tag{14}$$

## 2.3 Korrektur der Existenzwahrscheinlichkeit

Der GPDA-Filter erfordert weiterhin die Korrektur der Existenzwahrscheinlichkeit. Die Herleitung der dafür notwendigen Gleichung basiert auf der Anwendung des Satz von Bayes auf die gesuchte Wahrscheinlichkeitsverteilung:

$$P(\exists\mathbf{x}_k|\mathbf{Z}_k) = \eta \cdot p(\{\mathbf{z}\}_k|\exists\mathbf{x}_k, \mathbf{Z}_{k-1})\,P(\exists\mathbf{x}_k|\mathbf{Z}_{k-1}). \tag{15}$$

Der zweite Term $P(\exists\mathbf{x}_k|\mathbf{Z}_{k-1})$ repräsentiert die a priori Existenzwahrscheinlichkeit $P_{\mathrm{E}}$. Der Likelihood-Term $p(\{\mathbf{z}\}_k|\exists\mathbf{x}_k, \mathbf{Z}_{k-1})$ ist nicht unmittelbar bekannt und muss analog zur Zustandskorrektur um die Zuordnungsereignisse als zusätzliche Bedingungen erweitert werden:

$$p(\{\mathbf{z}\}_k|\exists\mathbf{x}_k, \mathbf{Z}_{k-1}) = \sum_{A_i^m \in A} p(\{\mathbf{z}\}_k|\exists\mathbf{x}_k, A_i^m, \mathbf{Z}_{k-1})P(A_i^m|\exists\mathbf{x}_k, \mathbf{Z}_{k-1}). \tag{16}$$

Analog zur Zustandskorrektur werden die Zuordnungswahrscheinlichkeiten als gleichverteilt angenommen und damit aus der Gleichung gekürzt.

Während sich die Mess-Likelihood unter der Annahme der Existenz aus Gleichung (11) ergibt, erfordert die komplementäre Bedingung eine gesonderte Betrachtung: Da im Fall eines nichtexistierenden Objekts jede Messung zwingend eine Falschmessung sein muss, ist diese Likelihood durch folgende Gleichung definiert:

$$p(\{\mathbf{z}\}_k|\exists\mathbf{x}_k = \overline{\exists}, A_i^m, \mathbf{Z}_{k-1}) = \begin{cases} \frac{\lambda^{n_z}}{n_z!}e^{-\lambda V} & \text{wenn } i = 0, \\ 0 & \text{sonst.} \end{cases} \tag{17}$$

Damit kann die finale Gleichung für die Zustandskorrektur wie folgt zusammengefasst werden, wobei es aufgrund des binären Charakters der Verteilung genügt, die Wahrscheinlichkeit für die Existenz anzugeben:

$$P(\exists\mathbf{x}_k = \exists|\mathbf{Z}_k) = \frac{(1-\delta)P_\mathrm{E}}{1-\delta P_\mathrm{E}}. \tag{18}$$

# 3 Implementierung

Der vorgestellte Algorithmus soll mit simulierten Messdaten evaluiert werden. Die Daten des simulierten Sensors lehnen sich an die Kenndaten eines Langreichweitenradars an, wie es in der Automobilindustrie verwendet wird. Der Sensor hat eine maximale Sichtweite von 200 m bei einer Genauigkeit von 1 m, einen Dopplerbereich von ± 55 m/s mit 0.75 m/s Genauigkeit und deckt einen Winkelbereich von ± 7,5° bei einer Strahlbreite von 1° ab. Die Messfrequenz beträgt 10 Hz.

## 3.1 Objektverfolgung

Als Systemmodell wird das CTRV-Modell [4] mit dem zugehörigen Zustandsraum verwendet:

$$\mathbf{x}_k = \begin{pmatrix} x_k & y_k & \theta_k & v_k & \omega_k \end{pmatrix}^\mathrm{T}. \tag{19}$$

Das Messmodell transformiert den Zustandsvektor in den Messraum. Der simulierte Radarsensor ist so am Fahrzeug angebracht, dass seine Achse parallel zur $x$-Achse des Fahrzeugs verläuft. Mit der Position des Radars in Fahrzeugkoordinaten $x_\mathrm{R}$ und $y_\mathrm{R}$ und der Eigengeschwindigkeit $v_\mathrm{Ego}$ lautet lautet das Messmodell

$$\mathbf{z}_k^* = \begin{pmatrix} r_k^* \\ \varphi_k^* \\ \dot{r}_k^* \end{pmatrix} = \mathbf{h}(\mathbf{x}_k) = \begin{pmatrix} \sqrt{(x_k - x_R)^2 + (y_k - y_R)^2} \\ \arctan\frac{y_k - y_R}{x_k - x_R} \\ v_k\cos(\theta_k - \varphi_k^*) - v_\mathrm{Ego}\cos(\varphi_k^*) \end{pmatrix}. \tag{20}$$

Für die Berechnung der a priori Existenzwahrscheinlichkeit wird ein Geburts- und Persistenzmodell benötigt. Da Fahrzeuge prinzipiell nicht verschwinden können, auch wenn sie außerhalb des Sensorsichtbereichs liegen, ist die *Persistenzwahrscheinlichkeit* vom Zustand des Objekts unabhängig und wurde auf $P_\mathrm{P} = P(\exists\mathbf{x}_k = \exists|\exists\mathbf{x}_{k-1} = \exists) = 1 - 10^{-10}$ gesetzt. Durch die Wahl eines geringfügig kleineren Werts als eins kann die Existenz eines fälschlicherweise angelegten Objekts wieder sinken. Die *Geburtswahrscheinlichkeit* $P_\mathrm{B} = P(\exists\mathbf{x}_k|\exists\mathbf{x}_{k-1} = \overline{\exists}, \mathbf{x}_k)$ hängt vom a priori Zustand des Objekts ab. Außerhalb des Sichtbereichs des Radars ist sie null, im Randbereich ist $P_\mathrm{B} = 0.95$ und in der Mitte ist $P_\mathrm{B} = 0.01$.

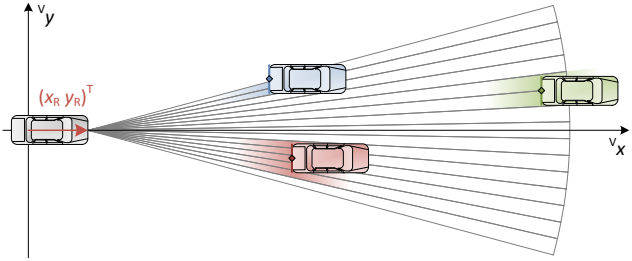



Abbildung 1: Das zustandsabhängige Kardinalitätsmodell. Die geschätzte Position der Fahrzeuge wird durch die Raute dargestellt, der Balken ist die Rückseite der Fahrzeuge mit fester Breite. Die maximale Anzahl an Messungen $n_\mathrm{R}$ ergibt sich aus der Anzahl von Strahlen, die die Rückseite zumindest teilweise schneiden.

### 3.1.1 Kardinalitätsverteilung

Die Kardinalitätsverteilung der echten Messungen gibt die Wahrscheinlichkeit dafür an, dass ein Objekt mit dem Zustand $n_x$ Messungen generiert unter der Voraussetzung, dass es existiert. Dass diese Anzahl vom Zustand des Objekts abhängig sein kann, wird am Beispiel des Radarsensors deutlich. Ein entfernteres Fahrzeug erscheint unter einem kleineren Sehwinkel als ein näheres, deshalb wird das entfernte Fahrzeug von weniger Strahlen erfasst. Die zustandsabhängige Kardinalitätsverteilung ist formal $P(n_x|A_i^m, \mathbf{x}_k, \exists \mathbf{x}_k = \exists)$.

Das hier verwendete Modell betrachtet die rückwärtige Fläche der Fahrzeuge als Reflexionsfläche und nimmt eine konstante Breite $w$ von 2 m an. Es ist in Abbildung 1 skizziert. Es eignet sich damit für Szenarien, in denen andere Fahrzeuge größtenteils nur von hinten erfasst werden, z. B. auf Autobahnen und Landstraßen. Die Verteilung ist von der Zuordnungshypothese unabhängig, es ist $P(n_x|A_i^m, \mathbf{x}_k, \exists \mathbf{x}_k = \exists) = P(n_x|\mathbf{x}_k, \exists \mathbf{x}_k = \exists)$.

Zu ihrer Berechnung wird die Position des linken und rechten Rands des Objekts durch das Sensormodell in polare Radarkoordinaten transformiert. Ist die Entfernung bei einem der Punkte größer als die Sichtweite des Sensors oder liegen beide Punkte jeweils links oder rechts außerhalb des Sichtbereichs, dann kann das Objekt nicht detektiert werden. In diesem Fall ist

$$P(n_x|\mathbf{x}_k, \exists \mathbf{x}_k = \exists) = \begin{cases} 1 & \text{wenn } n_x = 0, \\ 0 & \text{sonst.} \end{cases} \tag{21}$$

Ansonsten wird die Anzahl $n_\mathrm{R}$ der Radarstrahlen berechnet, die das Objekt erfassen können. Hierbei werden auch Strahlen mitgezählt, von denen das Objekt nur teilweise erfasst wird. Die Wahrscheinlichkeit, dass ein Radarstrahl auch tatsächlich das Objekt misst, wird durch die Detektionswahrscheinlichkeit $P_\mathrm{D}$ beschrieben. Diese wird mit der Gate-Wahrscheinlichkeit $P_\mathrm{G}$ multipliziert. Unter der Annahme, dass diese für jeden Strahl konstant und unabhängig sind, entspricht die Kardinalität einer Binomialverteilung:

$$P(n_x|\mathbf{x}_k, \exists \mathbf{x}_k = \exists) = \binom{n_\mathrm{R}}{n_x} (P_\mathrm{D} P_\mathrm{G})^{n_x} (1 - P_\mathrm{D} P_\mathrm{G})^{n_\mathrm{R} - n_x} . \tag{22}$$

Die in Gleichung (12) benötigte Wahrscheinlichkeit kann schließlich über die Chapman-Kolmogorow-Gleichung berechnet werden:

$$P(n_x|A_i^m, \mathbf{Z}_{k-1}, \exists\mathbf{x}_k = \exists) = \int P(n_x|\mathbf{x}_k, \exists\mathbf{x}_k = \exists)\, p(\mathbf{x}_k|\mathbf{Z}_{k-1}, \exists\mathbf{x}_k = \exists)\, \mathrm{d}\mathbf{x}_k. \tag{23}$$

Dieses Integral ist nicht geschlossen lösbar, eine Approximation erfolgte für die Evaluierung durch zufälliges Sampling des prädizierten Objektzustands mit 100 Samples, wodurch das Integral zu einer Summe entartet (Monte-Carlo-Simulation). Ebenso wird bei der Berechnung der Geburts- und Persistenzwahrscheinlichkeit verfahren. Für zeitkritische Systeme ist jedoch auch eine Näherung über die Betrachtung des Erwartungswerts des a priori Zustands möglich.

### 3.2 Simulation

Die Simulation wurde benutzt um mit einem bekannten Objektzustand den GPDA-Algorithmus mit verschiedenen Kardinalitätsverteilungen und das IPDA-Verfahren gegeneinander evaluieren zu können. Dabei wurde ein einzelnes Fahrzeug simuliert, dass das Ego-Fahrzeug mit einer konstanter Geschwindigkeit von 5 $^{\mathrm{m}}/_{\mathrm{s}}$ im Abstand von 1,75 m links überholt. Der Abstand der simulierten Zeitschritte beträgt 100 ms.

Wie bei der Kardinalitätsverteilung wird berechnet, wieviele Radarstrahlen das Fahrzeug detektieren. Über das Sensormodell werden die Messwerte berechnet. Die einzelnen Entfernungs- und Geschwindigkeitsmessungen werden mit zufälligem normalverteilten Rauschen beaufschlagt und jeweils mit einer Wahrscheinlichkeit von $P_D$ dem Messvektor hinzugefügt. Die Falschmessungen werden über den Sichtbereich des Sensors gleichverteilt. Ihre Anzahl $n_{\mathrm{cl}}$ wird gleichverteilt aus der Menge $\{0, 1, \ldots, n_{\mathrm{cl,max}}\}$ gezogen. Das führt zu einer Poisson-Verteilung der Clutteranzahl in einer „relativ kleinen Region“ des Sichtbereichs.

Wahre und falsche Messungen werden zu einer Menge von Messungen zusammengefasst und einer Reihe von GPDA-Trackern zur Verfügung gestellt, die unterschiedlich konfiguriert sind. Ein Tracker verwendet das vorgestellte Kardinalitätsmodell, während weitere die in [4] vorgestellte Gleichverteilung mit jeweils unterschiedlichen Werten für $\overline{n}$ verwenden. Dabei ist der Tracker mit $\overline{n} = 1$ identisch mit dem IPDA-Verfahren.

## 4 Ergebnisse

Für die Evaluierung unter geringer Clutterrate wurde die Clutterdichte auf $\lambda = 0.01$ gesetzt. Abbildung 2 zeigt exemplarisch die euklidische Abweichung der geschätzten Position des Tracks von der wahren Position für die ersten 20 Sekunden für die verschiedenen Tracking-Algorithmen. Im Vergleich mit GPDA mit gleichverteilter Kardinalität ist die Schätzung immer näher an der wahren Position. In manchen Situationen ist IPDA genauer. Dies kann passieren, wenn eine Falschmessung so nah am Objekt liegt, dass sie eine ähnliche Likelihood wie die echten Messungen hat. Der Vergleich des mittleren quadratischen Fehlers der verschiedenen Verfahren über die gesamte Sequenz in Tabelle 1 zeigt, dass die Zustandsschätzung des vorgestellten Verfahrens die bisherigen Verfahren übertrifft.

Der Verlauf der Existenzschätzung ist in Abbildung 3 gezeigt. Die Existenz liegt bei GPDA mit Binomialverteilung höher als bei den anderen Verfahren, da die Likelihood für

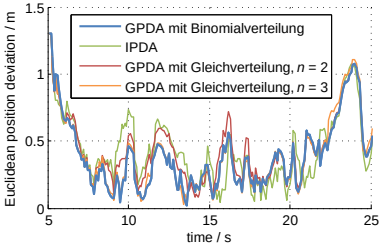



Abbildung 2: Euklidischer Abstand zwischen geschätzter und wahrer Position für das Szenario mit geringem Clutter ($\lambda = 0.01$).

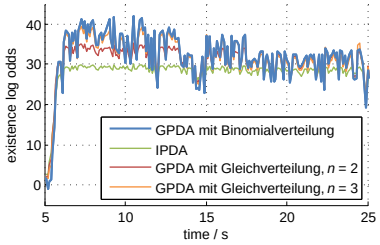



Abbildung 3: Entwicklung der Existenzwahrscheinlichkeit in log odds $l = \ln \frac{p_\mathrm{E}}{1-p_\mathrm{E}}$ für das Szenario mit geringem Clutter.

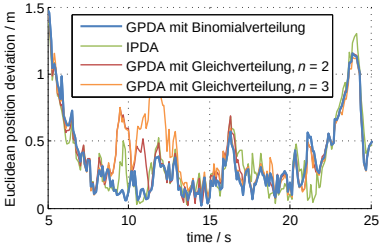



Abbildung 4: Euklidischer Abstand zwischen geschätzter und wahrer Position für das Szenario mit hohem Clutter ($\lambda = 0.05$).

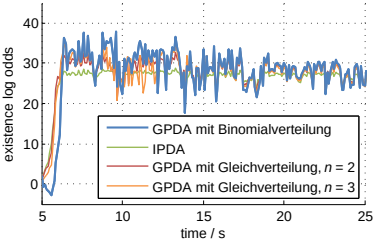



Abbildung 5: Entwicklung der Existenzwahrscheinlichkeit in log odds für das Szenario mit hohem Clutter.

die korrekte Anzahl an Messungen höher ist. Die maximale Existenzwahrscheinlichkeit ist der etwas kleiner als eins gesetzten Persistenzwahrscheinlichkeit geschuldet. Wenn das simulierte Fahrzeug bei Sekunde 5 in den Sichtbereich einfährt, sinkt beim vorgestellten Verfahren die Existenzwahrscheinlichkeit kurz ab. Der Grund ist, dass zuerst nur Messungen vom rechten Rand das Fahrzeugs eintreffen, der Track aber mit seinem Mittelpunkt dort initialisiert wird, also etwa einen Meter zu weit rechts. Dies führt dazu, dass in den nächsten Zeitschritten die erwartete Anzahl an Messungen größer ist als die tatsächlich mögliche. Während bei gleichverteilter Kardinalität diese Zuordnungshypothesen genauso wahrscheinlich sind, ist ihre Wahrscheinlichkeit bei der Binomialverteilung deutlich kleiner als die der Hypthese mit der korrekten Anzahl an Messungen. Dies führt zu dem beobachteten Effekt.

Für die Evaluierung mit einer hoher Anzahl von Falschmessungen wurde $\lambda = 0.05$ gesetzt, die Ergebnisse sind in den Abbildungen 4 und 5 zu sehen. Die Verläufe sind ähnlich und auch hier zeigt GPDA mit Binomialkardinalität die beste Performanz. Allerdings ist die maximale Existenzwahrscheinlichkeit geringer, da häufiger Hypothesen mit Clutter auftreten. Auch hier sinkt zuerst die Existenz ab, durch die höhere Clutterdichte ist dieser Effekt ausgeprägter als im vorherigen Szenario. Dies führt dazu, dass die Bestätigung des Tracks, d. h. dass seine Existenz über einen Schwellwert angestiegen ist, später erfolgt.

Tabelle 1: Mittlerer quadratischer Fehler der geschätzten Position, Ausrichtung, Geschwindigkeit und Drehrate für die untersuchten Verfahren mit unterschiedlichen Falschmessungsraten.

| Tracking-Verfahren | $\lambda = 0.01$ | | | | $\lambda = 0.05$ | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | Position m | $\theta$ rad | $v$ $^{m}/_{s}$ | $\omega$ $^{rad}/_{s}$ | Position m | $\theta$ rad | $v$ $^{m}/_{s}$ | $\omega$ $^{rad}/_{s}$ |
| GPDA, binomial | 0,605 | 0,0515 | 0,243 | 0,0130 | 0,625 | 0,0497 | 0,255 | 0,0129 |
| GPDA, $\overline{n} = 8$ | 0,629 | 0,0516 | 0,284 | 0,0134 | 0,655 | 0,0509 | 0,291 | 0,0133 |
| GPDA, $\overline{n} = 3$ | 0,630 | 0,0526 | 0,287 | 0,0136 | 0,680 | 0,0516 | 0,296 | 0,0127 |
| GPDA, $\overline{n} = 2$ | 0,622 | 0,0532 | 0,293 | 0,0143 | 0,632 | 0,0505 | 0,287 | 0,0128 |
| IPDA | 0,646 | 0,0515 | 0,243 | 0,0130 | 0,645 | 0,0497 | 0,255 | 0,0129 |

Der grob ähnliche Verlauf der Kurven beider Szenarien kommt dadurch zustande, dass der Zufallsgenerator der Simulation immer mit demselben Wert initialisiert wurde.

# 5 Zusammenfassung

In diesem Beitrag wurde eine Erweiterung des GPDA-Tracking-Algorithmus vorgestellt, bei der die Kardinalitätsverteilung der vom Objekt generierten Messungen vom Zustand des Objekts abhängt. Der Algorithmus wurde mit simulierten Daten gegen das IPDA-Verfahren sowie gegen GPDA mit einfacherer Kardinalitätsverteilung evaluiert. Die Simulation zeigte, dass das Verfahren eine verbesserte Schätzung von Zustand und Existenz bietet, sowohl bei hoher als auch bei niedriger Clutterrate. Das Verfahren bietet den Vorteil gegenüber dem früheren GPDA-Ansatz, dass die maximale zu erwartende Anzahl von echten Messungen nicht festgelegt werden muss, sondern sich aus dem Kardinalitätsmodell selbst ergibt. Die praktische Anwendbarkeit wurde anhand eines radarbasierten Trackingsystems evaluiert. Das Verfahren läuft auf einem Standard-PC mit zwei Prozessorkernen in Echtzeit.

Weiterführende Arbeiten werden sich mit dem oben genannten Problem der fehlerhaften Initialisierung am Rand des Sichtbereichs und einer quantitativen Auswertung mit realen Messdaten befassen.

# Literatur

[1] R. P. S. Mahler, "Multitarget bayes filtering via first-order multitarget moments," vol. 39, no. 4, pp. 1152–1178, Oct. 2003.

[2] M. Maehlisch, W. Ritter, and K. Dietmayer, "De-cluttering with Integrated Probabilistic Data Association for Multisensor Multitarget ACC Vehicle Tracking," in *Intelligent Vehicles Symposium, 2007 IEEE*, 2007, pp. 178–183.

[3] R. Schubert, C. Adam, E. Richter, S. Bauer, H. Lietz, and G. Wanielik, "Generalized Probabilistic Data Association for Vehicle Tracking under Clutter," in *Proceedings of the Intelligent Vehicles Symposium*, 2012, accepted for publication.

[4] R. Schubert, C. Adam, M. Obst, N. Mattern, V. Leonhardt, and G. Wanielik, "Empirical Evaluation of Vehicular Models for Ego Motion Estimation," in *Proceedings of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, 2011, pp. 534–539.

# Multi-Model-PHD-Filter zur Verfolgung von Verkehrsteilnehmern an Kreuzungen mit Laserscannern

Daniel Meißner*, Stephan Reuter* und Klaus Dietmayer†

**Zusammenfassung:** Unfallstatistiken zeigen, dass innerstätische Kreuzungen einen Brennpunkt für Unfälle mit Personenschaden darstellen. Um die Verkehrssicherheit an Kreuzungen zu verbessern, und damit die Unfallzahlen zu reduzieren, wächst das Interesse an stationären Systemen zur Umfelderfassung an Kreuzungen stetig. Bei dem in dieser Veröffentlichung verwendeten System werden die Verkehrsteilnehmer mit einem Netzwerk von Laserscannern erkannt. Die Objektverfolgung basiert auf einer Multi-Modell-Erweiterung des *Probability Hypothesis Density*-Filters. Hierbei wird für jede Objektklasse ein eigenes Prozessmodell verwendet, das die dynamischen Eigenschaften der Klasse abbildet. Dies ermöglicht eine robuste Verfolgung von Fahrzeugen und Fußgängern an Kreuzungen mit nur einem Filter.

**Schlüsselwörter:** GM-PHD Filter, Multi-Model-Filter, Kreuzungsperzeption

## 1 Einleitung

Bedingt durch die Anzahl und Vielfältigkeit der Verkehrsteilnehmer, der Kreuzungstopologien und der Fahrmöglichkeiten sind Kreuzungsunfälle häufig komplexen Fahrsituationen geschuldet. Unfallstatistiken verdeutlichen das hohe Unfallrisiko an Kreuzungen. Über die letzten zehn Jahre entfielen 20 % der Unfälle mit Todesfolge auf Kreuzungen [1]. Um die Fahrer bei der Kreuzungsdurchfahrt zu unterstützen und das Gefahrenpotential von Kreuzungen zu reduzieren, wurde im Rahmen des Projekts Ko-PER der Forschungsinitiative Ko-FAS [2] ein infrastrukturbasiertes Perzeptionssystem entwickelt. Ein Netzwerk aus Laserscannern überwacht eine öffentliche Kreuzung in Aschaffenburg und ermöglicht somit das Erkennen und Verfolgen der Verkehrsteilnehmer aus der Vogelperspektive. Mit diesen Daten wird ein dynamisches Modell der aktuellen Kreuzungsszene erstellt und über eine WLan Schnittstelle an herannahende Fahrzeuge kommuniziert. Durch die I2V-Schnittstelle (*infrastructure-to-vehicle*) wird der Erfassungshorizont des Fahrzeugs und auch des Fahrers auf den Kreuzungsbereich erweitert. Auch wenn sich das Fahrzeug noch in einer Kreuzungszufahrt befindet oder die Sicht des Fahrers durch andere Verkehrsteilnehmer stark eingeschränkt ist, liefert der virtuelle Sensor Kreuzung Informationen über das aktuelle Kreuzungsgeschehen. Somit kann der Fahrer rechtzeitig auf potentielle Gefahren hingewiesen und sicher durch die Kreuzung geleitet werden.

*D. Meißner und S. Reuter sind Akademische Mitarbeiter am Institut für Mess-, Regel- und Mikrotechnik, Universität Ulm, (e-mail: daniel.meissner@uni-ulm.de, stephan.reuter@uni-ulm.de).

†K. Dietmayer ist Institutsdirektor des Instituts für Mess-, Regel- und Mikrotechnik, Universität Ulm (e-mail: klaus.dietmayer@uni-ulm.de).

Entscheidend für die Zuverlässigkeit eines solchen Systems ist, dass die Verkehrsteilnehmer während der Kreuzungsüberquerung durchgehend erkannt und verfolgt werden. Hierzu ist neben einer robusten Objektdetektion und -klassifikation auch ein Multi-Objekt-Filter nötig, der Objekte unterschiedlicher Klassen mit den entsprechenden Prozessmodellen verfolgen kann.

In dieser Veröffentlichung wird eine Methode vorgestellt, die es ermöglicht Objekte unterschiedlicher Klassen mit einem Filter über die Zeit zu verfolgen und deren Klasse zu schätzen. Hierzu wird ein Multi-Model-*Probability-Hypothesis-Density*-Filter (MMPHD) zum Verfolgen von Fahrzeugen und Fußgängern vorgestellt. Die Gauß-Mixturen Approximation dieses Filters wird um eine Schätzung der Klassenzugehörigkeitswahrscheinlichkeiten erweitert. Die meisten Multi-Modell-Filter basieren auf Jump-Markov-Modellen (JM). In [3] stellt Mahler vor, wie Jump-Markov-Modelle korrekt auf Multi-Objekt-Systeme generalisiert werden können. Hierin wird auch eine JM-Variante des Multi-Objekt-Bayes-Filter und dessen Approximation durch PHDs eingeführt. In [4] wird eine geschlossene Lösung des JM-PHD-Filters mit Gauß-Mixturen vorgestellt, die mit den theoretischen Betrachtungen von [3] übereinstimmen. Dabei werden in [4] mehrere Modelle für die zu verfolgenden Objekte angewendet. Die Modelle ermöglichen eine Modellierung der unterschiedlichen Bewegungszustände der Objekte. Die Performance des Verfahrens wird anhand von simulierten Beispielszenarien verdeutlicht. Im Unterschied dazu modellieren in dieser Publikation die unterschiedlichen Objektmodelle nicht die Bewegungszustände gleicher Objekttypen, sondern die Bewegungszustände von Objekttypen mit stark unterschiedlichen dynamischen Eigenschaften. Neben den Modell-Likelihoods, die ein Maß für die Güte der prädizierten Messung darstellen, werden auch die Klassenzugehörigkeitswahrscheinlichkeiten einer vorgelagerten Bayes-Klassifikation in der Markov-Matrix der Modellübergangswahrscheinlichkeiten berücksichtigt. Dies ermöglicht das Verfolgen von allen Fahrzeugen und Fußgängern im Kreuzungsbereich mit nur einem Filter. Der Nachteil der starken Abhängigkeit von der Objektklassifikationsgüte paralleler Filterstrukturen kann durch den Multi-Modell-Ansatz vermieden werden. Dieser Umstand wird in den Schaubildern aus Abbildung 1 deutlich. In der Abbildung 1(a) werden die Objekte nach der Klassifikation entsprechend ihrer Klasse aufgeteilt und an speziell für diese Objektklasse ausgelegte Filter übergeben. Problematisch bei dem Vorgehen ist, dass falsch klassifizierte Objekte in das eine Filter als Fehlmessungen eingehen und somit dem anderen Filter fehlen. Dies kann zum Verlust von Tracks führen, die vom System zwar detektiert jedoch falsch klassifiziert wurden. Um die Abhängigkeit von der Klassifikationsgüte zu verringern wird die Architektur aus Abbildung 1(b) vorgestellt. Hier kann das Filter auf alle erkannten Objekte zurückgreifen und somit alle Objekte durchgehend über die Kreuzung verfolgen.

Die Veröffentlichung ist wie folgt aufgebaut: Nach der Vorstellung der öffentlichen Testkreuzung in Aschaffenburg in Abschnitt 2 wird auf die Erkennung der Verkehrsteilnehmer aus den Daten des Laserscannersystems eingegangen. Das Filter zum Schätzen der Multi-Objekt-Zustände und vor allem die Multi-Modell-Erweiterung ist Inhalt des 4. Abschnitts. Schließlich werden die beiden in Abbildung 1 dargestellten Filterstrukturen auf eine reale Sequenz von der Testkreuzung in Aschaffenburg angewendet. Hier wird der Vorteil des MMPHD-Filters verdeutlicht.

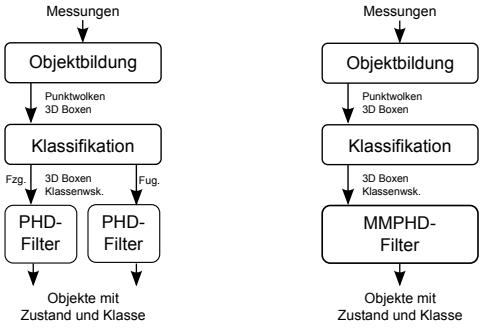
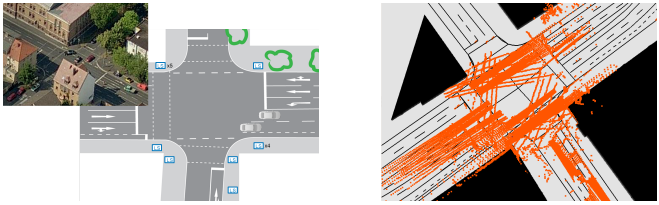



Abbildung 1: Filterstrukturen: (a) Parallele Struktur mit zwei unabhängigen Filtern. Ein Filter schätzt die Zustände der als Fahrzeug (Fzg.) klassifizierten Objekte, der andere die der Fußgänger (Fug.). (b) Struktur mit nur einem Multi-Modell-Filter, der die Zustände von Fahrzeugen sowie Fußgängern schätzen kann.

## 2 Öffentliche Testkreuzung in Aschaffenburg

Bei der Testkreuzung in Aschaffenburg handelt es sich um eine komplexe urbane Kreuzung. Die Hauptstraße wird täglich von 22.000 bis 23.000 Fahrzeugen passiert. Zudem sorgt die direkt angrenzende Hochschule Aschaffenburg für ein hohes Aufkommen an Fußgängern und Fahrradfahrern. Die Umgebung der Kreuzung wird mit einem Netzwerk aus 14 SICK LD-MRS (achtzeilige Laserscannerprototypen) erfasst. Die Sensoren sind an Infrastrukturkomponenten wie Laternenpfosten oder Ampelmasten befestigt und decken zusammen drei Kreuzungszufahrten sowie den Zentralbereich der Kreuzung ab. Abbildung 2 gibt einen Überblick über die Installation des Sensornetzwerks (Abbildung 2(a)) und visualisiert die 3D Punktmessung des Systems zu einem Zeitpunkt (Abbildung 2(b)). Vier der Laserscanner sind an den Eckpunkten der Kreuzung in einer Höhe von ca. $4,5$ Metern montiert. Diese Sensoren erfassen den kompletten Zentralbereich der Kreuzung, sind jedoch aufgrund ihrer geringen Montagehöhe anfällig gegen Verdeckungen und in ihrer Reichweite in die Kreuzungszufahrten begrenzt. Daher gibt es ergänzende Laserscanner für jede auf die Kreuzung zuführende Spur und zwei Fußwege. Diese sind zwischen acht und zwölf Metern hoch montiert und scannen parallel zur Bewegungsrichtung der Verkehrsteilnehmer. Dadurch wird die Auflösung sowie die Reichweite der Sensoren in den Kreuzungszufahrten erhöht. Das Sensornetzwerk wird durch eine zentral Synchronisationseinheit getriggert und die Daten werden mit UTC-Zeitstempeln (*Universal Time Coordinated*) versehen. Alle Messungen werden in ein gemeinsames kreuzungsfestes Koordinatensystem transformiert, dessen Ursprung im globalen WGS 84 (*World Geodetic System* 1984) Koordinatensystem bekannt ist. Durch den globalen zeitlichen und räumlichen Bezug der Kreuzungsdaten ist sichergestellt, dass die Daten auch in den fahrzeuglokalen Perzeptionssystemen genutzt werden können. Eine detaillierte Beschreibung des in Ko-PER entwickelten Kreuzungsperzeptionssystems wird in [5] gegeben.



(a) (b)

Abbildung 2: Öffentliche Testkreuzung Aschaffenburg: (a) Luftbild [6] sowie eine schematische Darstellung der Sensorpositionen an Infrastrukturkomponenten der Kreuzung. In (b) sind die 3D Punktmessung des Sensornetzwerks abgebildet.

# 3 Objekterkennung

Der erste Schritt der Objekterkennung ist die Detektion von Entfernungsmesspunkten der Laserscanner, die aus sich bewegenden Objekten resultieren. Da die Laserscanner fest an Infrastrukturkomponenten montiert sind, wird ein statistisches Hintergrundmodell der Kreuzung mit einem Gauß-Mixturen-Modell gelernt und so der Hintergrund vom Vordergrund getrennt. Anschließend werden die verbleibenden Vordergrundpunkte mit einem modifizierten Raster basierten *density-based spatial clustering for applications with noise* (DBSCAN) Algorithmus gruppiert und dem Klassifikationsalgorithmus übergeben. Die Methode zur Objektbildung aus den Laserscannerdaten wird in [7] beschrieben.

Zur Klassifikation der Gruppen Fußgänger und Fahrzeuge wurde ein Bayes-Klassifikator trainiert. Die Merkmale zur Klassifikation ergeben sich aus den Punktwolken der einzelnen Objekte. Dabei ist die Unterscheidung von Fahrzeugen und Fußgängern hinsichtlich ihrer Ausdehnung ein offensichtliches Merkmal. Jedoch ist es aufgrund von Verdeckungen und den Sensorperspektiven nicht immer möglich die Objekte vollständig zu detektieren. Daher wurden zusätzliche Merkmale untersucht, die eine robuste Klassifikation im gesamten Erfassungsbereich des Sensornetzwerks ermöglichen. Folgende Merkmale stellten sich als signifikant heraus und werden im Weiteren zur Klassifikation verwendet:

- Der Betrag der $x-$, $y-$ und $z-$Komponente der Hauptachse des größten Singulärwerts der Punktwolke
- Die Norm der Ausdehnung in der $x-y$-Ebene des Kreuzungskoordinatensystems
- Die Standardabweichung der euklidischen Punktabstände innerhalb einer Punktwolke
- Die maximale Amplitude des Laserimpulsechos

Zu jeder Messung wird das Set an Merkmalen $M$ berechnet. Mit diesen $K$ Merkmalen lässt sich die Klassenzugehörigkeitswahrscheinlichkeit $p(c_j|M)^{(i)}$ des Objektes $i$ zu den Klassen $c_j$ mit $(j = 1, \ldots, N_C)$ bestimmen. Hierzu wird zu jeder Messung die Bayes-Formel (1) ausgewertet.

$$p(c_j|M)^{(i)} = \frac{p(c_j) \prod_{k=1}^{K} p(m_k|c_j)^{(i)}}{\sum_{j=1}^{N_C} \left( p(c_j) \prod_{k=1}^{K} p(m_k|c_j)^{(i)} \right)} \quad (1)$$

Es wird angenommen, dass alle Klassen mit der gleichen Wahrscheinlichkeit auftreten, daher ergibt sich die a priori Wahrscheinlichkeitsdichte der Klassen zu $p(c_j) = 1/N_C$. Der Klasse mit der höchsten Klassenzugehörigkeitswahrscheinlichkeit wird das Objekt schließlich zugeordnet.

$$c^{(i)} = \underset{j}{\operatorname{argmax}}\, p(c_j|M)^{(i)} \quad (2)$$

Abhängig von der gewählten Systemarchitektur 1(a) oder 1(b) folgt nun das Modul zur Multi-Objekt-Verfolgung.

# 4 Multi-Objekt-Verfolgung

Ziel des Filteralgorithmus ist das Schätzen der Objektanzahl, deren Zustände und Klasse aus einer Sequenz von verrauschten und mit Fehlmessungen verfälschten Beobachtungen. Da sowohl die Messgrößen und deren Anzahl als auch die Objektzustände und deren Anzahl Zufallsgrößen sind, werden der Multi-Objekt-Zustand $X_k$ von $M_k$ Objekten zum Zeitpunkt $k$ und die Multi-Objekt-Messung $Z_k$ von $N_k$ Beobachtungen als *Random Finite Set* (RFS) [8] modelliert. Mit dieser Darstellung kann das Multi-Objekt-Verfolgungsproblem mit dem Multi-Objekt-Bayes-Filter nach [8] gelöst werden. In beiden bereits beschriebenen Systemarchitekuren (Abbildung 1) kommt die in [9] vorgestellte Gauß-Mixturen PHD Approximation des Multi-Objekt-Bayes-Filters mit entsprechend ausgelegten Bewegungsmodellen mit konstanter Geschwindigkeit zum Einsatz. Neben dem Vorteil, dass die PHD Rekursion keine aufwendigen kombinatorischen Berechnungen zur Assoziation von Messungen und potentiellen Zielen benötigt, kann mit der Gauß-Mixturen-Variante (GM) eine geschlossene Lösung für diese Rekursion angegeben werden.

## 4.1 Das GM-MMPHD-Filter

Das Multi-Modell-Filter schätzt neben den Multi-Objekt-Zuständen zusätzlich die jedem Track zugrunde liegende Multi-Modell-Mode $o$, so dass sich der erweiterte Multi-Objekt-Zustand (3) ergibt [3].

$$\ddot{X} = \{\ddot{\mathbf{x}}_1, \ldots, \ddot{\mathbf{x}}_M\} = \{(\mathbf{x}_1, o_1), \ldots, (\mathbf{x}_M, o_M)\} \quad (3)$$

Aufgrund der fehlenden Datenassoziation besteht nach dem PHD-Filter kein Zusammenhang zwischen den Tracks und den Messungen und damit auch den Klassifikationsergebnissen. Daher enthält die Multi-Objekt-Messung $Z$ neben den Objektpositionen und deren Dimension auch die Klassenzugehörigkeitswahrscheinlichkeiten. Die gesuchte a posteriori Verbundswahrscheinlichkeitsdichte, setzt sich schließlich aus dem erweiterten Zustand $\ddot{X}_k$ und den Klassenzugehörigkeitswahrscheinlichkeiten $P_{c,k}$ zum Zeitpunkt $k$ zusammen:

$$p(\ddot{X}_k, P_{c,k}|Z_k) = p(P_{c,k}|\ddot{X}_k, Z_k) p(\ddot{X}_k|Z_k) \quad (4)$$

mit

$$P_{c,k} = \left\{P_{c,k}^{(1)}, \ldots, P_{c,k}^{(M)}\right\} \text{ und } P_{c,k}^{(i)} = \left[p(c_1|M)^{(i)}, \ldots, p(c_{N_c}|M)^{(i)}\right]^T. \quad (5)$$

Aufgrund der Unabhängigkeit der Schätzgrößen können diese separat berechnet werden. Dabei enthält $p(\ddot{X}_k|Z_k)$ das Multi-Objekt-Problem. In $p(P_{c,k}|\ddot{X}_k, Z_k)$ werden schließlich die Klassenzugehörigkeitswahrscheinlichkeiten zu dem geschätzten Multi-Objekt-Zustand geschätzt. Wie bereits erläutert, wird der zum Schätzen von $p(\ddot{X}_k|Z_k)$ benötigte Multi-Objekt-Bayes-Filter mit dem ersten statistischen Moment des Multi-Objekt-Zustands (PHD) approximiert. Unter der Annahme von linearem gaußverteiltem Prozess- und Messrauschen kann für das PHD Filter eine geschlossene Lösung angeben werden [9]. Dieses GM-PHD Filter wurde in [10] auf Multi-Modell-Systeme erweitert. Bei der Gauß-Mixturen Implementierung wird davon ausgegangen, dass die a posteriori Intensität $v_{k-1}$ zum Zeitpunkt $k-1$ durch die Gauß-Mixtur $v'(\ddot{\mathbf{x}})$ gegeben ist.

$$v'(\ddot{\mathbf{x}}) = \sum_{i=1}^{J'(o')} w'^{(i)}(o')\mathcal{N}\left(\mathbf{x}; \mathbf{m}'^{(i)}(o'), P'^{(i)}(o')\right) \quad (6)$$

Um die Formeln übersichtlicher darzustellen, werden die Größen zum Zeitpunkt $k-1$ mit dem Exponent $'$ versehen. Damit ist die prädizierte Intensität des Multi-Objekt-Zustands ebenfalls eine Gauß-Mixtur.

$$v_{k|k-1}(\ddot{\mathbf{x}}) = \sum_{o'} \sum_{i=1}^{J_{k|k-1}(o')} w_{k|k-1}^{(i)}(o|o')\mathcal{N}\left(\mathbf{x}; \mathbf{m}_{k|k-1}^{(i)}(o|o'), P_{k|k-1}^{(i)}(o|o')\right), \quad (7)$$

Das prädizierte Gewicht

$$w_{k|k-1}^{(i)}(o|o') = p_{S,k|k-1}(o')t_{k|k-1}^{(i)}(o|o')w_{k-1}^{(i)}(o') \quad (8)$$

einer jeden Gaußverteilung errechnet sich aus dem Produkt des a posteriori Gewichts mit der Wahrscheinlichkeit $p_{S,k|k-1}(o')$, dass ein Track zum Zeitpunkt $k$ noch existiert, der im vorherigen Zeitschritt existierte und der Transitionswahrscheinlichkeit $t_{k|k-1}^{(i)}(o|o')$ der Modellmode. Die Prädiktion des Mittelwerts $\mathbf{m}_{k|k-1}^{(i)}(o|o')$ und der Kovarianzmatrix $P_{k|k-1}^{(i)}(o|o')$ erfolgt anhand des Prozessmodells $F_{k-1}(o)$ mit entsprechendem Prozessrauschen $Q_{k-1}(o)$:

$$\mathbf{m}_{k|k-1}^{(i)}(o|o') = F_{k-1}(o)\mathbf{m}_{k-1}^{(i)}(o') \quad (9)$$

$$P_{k|k-1}^{(i)}(o|o') = Q_{k-1}(o) + F_{k-1}(o)P_{k-1}^{(i)}(o')F_{k-1}(o)^T \quad (10)$$

Aus Gleichung (7) wird ersichtlich, dass in der Prädiktionsphase des GM-MMPHD Filters jede Gaußverteilung entsprechend jedes Prozessmodells prädiziert und deren Gewicht mit der Transitionswahrscheinlichkeit zwischen diesen Modellen multipliziert wird. Demnach entstehen durch den Multi-Modell-Ansatz in jedem Schritt $J_{k|k-1} = (N_c - 1)\sum_{o'} J_{k|k-1}(o')$ neue Gaußverteilungen, welche die Interaktion zwischen den Modellen ermöglichen. Da in dieser Implementierung die Moden des Modells die unterschiedlichen dynamischen Eigenschaften von Objektklassen abbilden, ist die Transitionsmatrix abhängig von der geschätzten Objektklasse. Für zwei Modelle und damit zwei Objektklassen berechnet sich die Transitionsmatrix aus den a posteriori Klassenzugehörigkeitswahrscheinlichkeiten:

$$t_{k|k-1}^{(i)} = \begin{bmatrix} p(c_1|M)_{k-1}^{(i)} & p(c_2|M)_{k-1}^{(i)} \\ p(c_1|M)_{k-1}^{(i)} & p(c_2|M)_{k-1}^{(i)} \end{bmatrix} \quad (11)$$

Die a posteriori Intensität errechnet sich analog zum standard GM-PHD Filter:

$$v_k(\ddot{\mathbf{x}}) = (1 - p_{D,k}(o))v_{k|k-1}(\ddot{\mathbf{x}}) + \sum_{\mathbf{z}\in Z_k} \sum_{i=1}^{J_{k|k-1}(o)} w_k^{(i)}(o;\mathbf{z})\mathcal{N}\left(\mathbf{x}; \mathbf{m}_k^{(i)}(o,\mathbf{z}), P_k^{(i)}(o)\right) \quad (12)$$

Der erste Summand repräsentiert den Fall, dass ein Objekt nicht detektiert wird. Dies wird mit der Wahrscheinlichkeit $(1 - p_{D,k}(o))$ modelliert, die mit der a priori Intensität multipliziert wird. Im zweiten Summand werden die $|Z_k|$ neuen Messungen eingebracht. Hierbei werden $|Z_k|$ neue Gaußverteilungen entsprechend der Gleichungen 13 und 14 erzeugt.

$$w_k^{(i)}(o;\mathbf{z}) = \frac{p_{D,k}(o) w_{k|k-1}^{(i)}(o) q_k^{(i)}(o;\mathbf{z})}{\kappa_k(\mathbf{z}) + \sum_o p_{D,k}(o) \sum_{i=1}^{J_{k|k-1}(o)} w_{k|k-1}^{(i)}(o) q_k^{(i)}(o;\mathbf{z})} \quad (13)$$

$$q_k^{(i)}(o;\mathbf{z}) = \mathcal{N}\left(\mathbf{z}; H_k \mathbf{m}_{k|k-1}^{(i)}(o), H_k P_{k|k-1}^{(i)}(o) H_k^T + R_k\right) \quad (14)$$

Wichtig hierbei ist, dass bei der Normierung der a posteriori Gewichte die a priori Gewichte aller Gaußverteilungen berücksichtigt werden. Mit $\kappa_k(\mathbf{z})$ wird die Intensität des Multi-Objekt-Fehlmessungs-RFS modelliert. Da der Multi-Modell-Ansatz hier ausschließlich einer verbesserten Schätzung der Objektzustände dient, wird die Modellmode schließlich durch die Summation über alle modenabhängigen PHDs eliminiert.

$$v_k(\mathbf{x}) = \sum_o v_k(\ddot{\mathbf{x}}) \quad (15)$$

Die Geburt von neuen Gaußverteilungen ist, ähnlich wie in [11], messungsbasiert. Dabei wird zu jeder Messung die maximale Likelihood für jede Gaußverteilung $i$ berechnet

$$\lambda_{max} = \max_i q_k^{(i)}(\mathbf{z}). \quad (16)$$

Ist $\lambda_{max}$ kleiner als ein vorgegebener Schwellwert $t_B = 0{,}003$, so wird für jedes Modell mit dieser Messung eine neue Gaußverteilung mit einem initialen Gewicht $w_B = 0,01$ erzeugt und zur Gauß-Mixtur hinzugefügt. Die Anzahl der Gaußverteilungen steigt, vor allem durch den Multi-Modell-Ansatz, in jeder Filterrekursion stark an. Um die Anzahl zu begrenzen wurde die in [4] vorgestellte Trackverwaltung auf den Multi-Objekt-Fall erweitert. Hierbei erhalten alle Gaußverteilungen, die ein Objekt repräsentieren, eine modellübergreifende, eindeutige ID. Von den Gaußverteilungen einer ID kann ein Track erzeugt werden, wenn das Gewicht einer dieser Verteilungen den Schwellwert von 0,5 übersteigt. Gilt dies für mehrere Verteilungen einer ID, so wird die mit dem höchsten Gewicht verwendet. Dies ist ein Vorteil gegenüber dem weit verbreitetem *Interactive-Multiple-Model*-Filter (IMM) [12], bei dem nach jedem Filterzyklus eine Kombination der Filterergebnisse stattfindet und somit das Filterergebnis von nicht zutreffenden Modellen mit einem Bias verfälscht wird.

## 4.2 Schätzen der Klassenzugehörigkeitswahrscheinlichkeit

Wie schon anhand Gleichung 4 beschrieben, können der Multi-Objekt-Zustand und die Klassenzugehörigkeitswahrscheinlichkeiten (KWs) der verfolgten Objekte unabhängig voneinander geschätzt werden. Da zu jedem Objekt die Klasse geschätzt werden soll, ist die

Dichte der KWs durch den Multi-Objekt-Zustand $\ddot{X}_k$ bedingt. Mit der Approximation des RFS durch die GM-PHD Repräsentation kann die Dichte der KWs aus (4) mit

$$p(P_{c,k}|\ddot{X}_k, Z_k) \approx p(P_{c,k}|v(\ddot{X})_k, Z_k) \tag{17}$$

angenähert werden. Das bedeutet, dass jede Gaußverteilung aus Gleichung 6 zusätzlich Klassenzugehörigkeitswahrscheinlichkeiten $P_{c,k}^{(i)}$ hält, die über die Zeit gefiltert werden. Im Prädiktionsschritt werden die KWs als konstant angenommen. Im Innovationsschritt werden die KWs anhand der in den Messungen enthaltenen KWs innoviert. Um den Einfluss von Fehlklassifikationen zu reduzieren, werden die KWs mit einem PT1-Glied über die Zeit geglättet. Ausgehend von einem initialen Wert von $1/N_C$ für jede Klasse berechnen sich die innovierten KWs mit:

$$p(c_j|M)_k^{(i)} = \frac{\alpha p(c_j|M)_{k-1}^{(i)} + (1-\alpha)p(c_j|M)_k^z}{\sum_{j=1}^{N_C} p(c_j|M)_k^{(i)}} \tag{18}$$

$p(c_j|M)_k^z$ steht hier für die KW der Messung zur Klasse $c_j$. Mit dem Parameter $\alpha$ kann der Einfluss der Messung gesteuert werden. Dieser wurde zu $\alpha = 0{,}9$ gewählt.

# 5 Ergebnisse

Die beiden vorgestellten Filterstrukturen (Abbildung 1) wurden auf eine Sequenz von der Testkreuzung Aschaffenburg mit mehreren dicht bei einander laufenden Fußgängern und Fahrzeugen angewendet. Die vom Laserscannernetzwerk erkannten Objekte sind in Abbildung 3(c) dargestellt. Gerade in Bereichen der Kreuzung, in welchen nur spärliche Sensordaten zur Verfügung stehen, wird der Vorteil des Multi-Modell-Ansatzes deutlich. Im Folgenden wurden nur die vier, den Zentralbereich der Kreuzung überwachenden, Laserscanner verwendet. Hieraus resultiert eine geringere Auflösung des Sensornetzwerks. Dadurch steigen die Fehlklassifikationen von Fahrzeugen als Fußgänger, da in diesem Fall nur wenige Messpunkte von einem Fahrzeug vorliegen. Dies führt bei der parallelen Filterstruktur zum Verlust der Tracks. Mit dem MMPHD-Filter können diese Passagen überbrückt werden. In den Abbildungen 3(a) und 3(b) wird dies beispielsweise anhand des Tracks des links abbiegenden Fahrzeugs (im Bild von rechts oben nach rechts unten) deutlich. Nachdem es als Fußgänger klassifiziert wurde, bricht der Track in der parallelen Filterstruktur ab, während der Track des MMPHD-Filters über den gesamten Abbiegevorgang bestehen bleibt. In Abbildung 3(d) ist zu erkennen, dass die Klasse des Objekts durchgehend korrekt geschätzt wird. Bei der Gegenüberstellung von Abbildung 3(c) und 3(d) wird zudem deutlich, dass die Fehlklassifikationen durch die Schätzung der KWs fast komplett korrigiert werden können.

# 6 Fazit

In dieser Veröffentlichung wurde ein multi-modell-fähiges PHD-Filter in einer Gauß-Mixturen Implementierung vorgestellt. Um die auf Merkmalen der Punktmessungen basierende Objektklassifikation auch bei einem PHD-Filter, bei dem keine explizite Assoziation

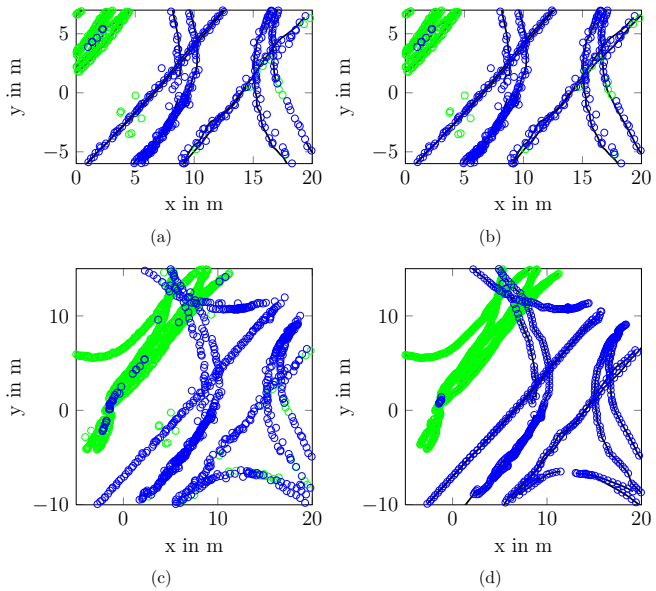



Abbildung 3: (a) und (b) stellen die geschätzen Trajektorien (schwarze Linien) der parallelen PHD-Filter und des MMPHD-Filters gegenüber. In (c) sind die klassifizierten Messungen des Laserscannernetzwerks dargestellt. Die auf Basis von Merkmalen der Punktwolken erkannten Fahrzeuge werden von blaue Kreisen und Fußgänger von grünen Kreisen respäsentiert. Abbildung (d) zeigt die gefilterten Klassifikationsergebnisse.

zwischen Messung und Track stattfindet, nutzen zu können, wurde der GM-MMPHD-Filter erweitert. Hierbei hält jede Gaußverteilung der Mixtur Klassenzugehörigkeitswahrscheinlichkeiten, die gefiltert werden. Zur Evaluierung des Verfahrens wurde es auf eine reale Sequenz mit Fußgängern und Fahrzeugen von der Testkreuzung Aschaffenburg angewendet. Es wurde gezeigt, dass das Multi-Modell-Filter robust gegen temporäre Fehlklassifikationen ist. Somit können Objekte zuverlässiger als mit einer parallelen Filterstruktur bei der Kreuzungsüberquerung verfolgt werden. Im nächsten Schritt werden passendere, auch nichtlineare Bewegungsmodelle integriert. Zudem wird die Klassifikation um dynamische Merkmale, wie z.B. die Geschwindigkeit ergänzt, um das Set der erkennbaren Objektklassen zu erweitern.

## 7 Danksagung

Diese Arbeit entstand im Rahmen des Verbundprojekts Ko-PER, das Teil der Forschungsinitiative Ko-FAS ist, und wurde vom Bundesministerium für Wirtschaft und Technologie

unter dem Förderkennzeichen 19S9022G gefördert. Ein Teil dieser Arbeit wurde im Rahmen das Sonderforschungsbereichs „Eine Companion Technologie für kognitive technische Systeme“, gefördert von der Deutschen Forschungsgemeinschaft bearbeitet.

## Literatur

[1] European Road Safety Observatory. Traffic safety basic facts 2010 junctions. Technical report, European Road Safety Observatory, January 2010. SafetyNet, Project co-financed by the European Commission.

[2] Forschungsinitiative Ko-FAS. http://www.ko-fas.de, Juli 2012.

[3] Ronald Mahler. On multitarget jump-markov filters. In *15th International Conference on Information Fusion*, 2012.

[4] Kusha Panta, Daniel E. Clark, and Ba-Ngu Vo. Data association and track management for the gaussian mixture probability hypothesis density filter. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 45(3):1003 –1016, july 2009.

[5] Michael Goldhammer, Elias Strigel, Daniel Meissner, Ulrich Brunsmann, Konrad Doll, and Klaus Dietmayer. Cooperative multi sensor network for traffic safety applications at intersections. In *IEEE Intelligent Transportation Systems Conference (ITSC)*, 2012.

[6] Luftbild Testkreuzung Aschaffenburg. http://www.bing.com/maps/, Juli 2012.

[7] Daniel Meissner, Stephan Reuter, and Klaus Dietmayer. Real-time detection and tracking of pedestrians at intersections using a network of laserscanners. In *IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, pages 630–635, june 2012.

[8] Ronald P.S. Mahler. *Statistical Multisource-Multitarget Information Fusion*. Artech House Inc., Norwood, 2007.

[9] Ba-Ngu Vo and Wing-Kin Ma. The gaussian mixture probability hypothesis density filter. *Signal Processing, IEEE Transactions on*, 54(11):4091 –4104, nov. 2006.

[10] Ba-Ngu Vo, A. Pasha, and Hoang Duong Tuan. A gaussian mixture phd filter for nonlinear jump markov models. In *Decision and Control, 2006 45th IEEE Conference on*, pages 3162 –3167, dec. 2006.

[11] Michael Munz, Mirko Mählisch, and Klaus Dietmayer. Generic centralized multi sensor data fusion based on probabilistic sensor and environment models for driver assistance systems. *IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine*, 2(1):6–17, 2010.

[12] H.A.P. Blom and Y. Bar-Shalom. The interacting multiple model algorithm for systems with markovian switching coefficients. *Automatic Control, IEEE Transactions on*, 33(8):780 –783, aug 1988.

# Modellbasierte Freiraumverfolgung für Fahrerassistenzsysteme

Mohamed Essayed Bouzouraa*

**Zusammenfassung:** In diesem Beitrag wird ein neuer Ansatz zur Freiraum-Modellierung und -Verfolgung vorgestellt. Die Grundidee des Ansatzes basiert auf der Betrachtung von Freiraum-Objekten analog zu den Hindernis-Objekten. Die intervallbasierte Freiraummodellierung als eine mögliche Realisierung des Ansatzes wird in der Arbeit eingeführt. Die Hierzu notwendigen Methoden für die Beobachtung der Freiraumintervalle aus den Daten eines Laserscanners werden beschrieben. Ergebnisse mit realen Sensordaten in verschiedenen Fahrszenarien zeigen die Eignung des präsentierten Ansatzes für hochautomatisierte Fahrerassistenzsysteme.

**Schlüsselwörter:** Freiraumextraktion, Laserscannersensoren, modellbasierte Freiraumverfolgung, Umfeldwahrnehmung

## 1 Einleitung

Zukünftige Fahrerassistenzsysteme mit hohem Automatisierungsgrad benötigen neben der Erfassung der Objekte im Fahrzeug-Umfeld auch die maschinelle Wahrnehmung des Freiraums, der als befahrbarer Bereich zu verstehen ist. Diese Freiraum-Information kann von Systemen mit automatischer Querführung z.B. in Engstellen, oder von Sicherheitssystemen, die ein automatisches Ausweichen durchführen, genutzt werden. Die Schwierigkeit in der Freiraumerfassung liegt daran, dass der Freiraum nicht direkt von den Umfeld-Sensoren gemessen wird. Es handelt sich hierbei um eine Größe, die indirekt aus den Messungen eines aktiven Sensors oder aus den Grauwertinformationen einer Kamera abgeleitet wird. In der Literatur gibt es hauptsächlich zwei Methoden, um auf den Freiraum zurückzuschließen. In der ersten Methode wird die Annahme getroffen, dass der Raum, wo keine Objekte gefunden wurden, frei ist. Oft ist diese Annahme unzulässig, da die Objekte nur mit Hilfe von Annahmen über ihre Formen und Bewegungen gebildet werden [5]. Außerdem kann der Raum, wo keine Objekte vorhanden sind, aufgrund von Verdeckungen oder von eingeschränkten Sichtbereichen der Sensoren, unbekannt sein. Bei der zweiten Methode handelt sich um den Ansatz der Belegungskarte, die in den letzten Jahren in vielen Forschungsarbeiten wie z.B. [2], [3] und [4] für die Anforderungen der Fahrerassistenzsysteme adaptiert wurde. Ein Belegungsgitter beschreibt zwar explizit den Freiraum, erfordert aber einen hohen Rechen- und Speicheraufwand und besitzt ein niedriges Abstraktionsniveau. Im vorliegenden Beitrag wird ein alternativer Ansatz zur expliziten Beschreibung und Verfolgung des Freiraums vorgestellt.

*Mohamed Essayed Bouzouraa ist Entwiclungsingenieur in der Vorentwicklung Fahrerassistenzsysteme bei der AUDI AG in Ingolstadt, (e-mail: essayed.bouzouraa@audi.de).

## 2 Grundidee und Konzept

Die Grundidee des vorgestellten Ansatzes besteht in der Beschreibung des Freiraums als die Menge einzelner Freiraumelemente. Diese werden als Objekte der Klasse Freiraum interpretiert, sodass jedes Freiraumelement kompakt durch einzelne Zustandsgrößen beschrieben werden kann. Hierfür werden, analog zu den Hindernis-Objekten, Form- und Dynamikmodelle benötigt, um die Zustände der Freiraumelemente rekursiv schätzen zu können [5]. Beim Freiraummodell hängt die zeitliche Entwicklung von der Bewegung des Eigenfahrzeugs und der Bewegung der anderen Verkehrsteilnehmer ab, die den Freiraum begrenzen. Eine Prädiktion des Freiraums aufgrund der Bewegung des Eigenfahrzeugs und der anderen Verkehrsteilnehmer erfolgt vor dem Korrektur-Schritt mittels eines Dynamik-Modells. Aus den Sensordaten werden Freiraum-Messungen extrahiert und in das Schätzfilter eingespeist. Ein wichtiger Schritt in der Freiraumverfolgung besteht in der Festlegung eines Formodells für den Freiraum. Die Form des Freiraums kann auf unterschiedliche Arten angenähert werden [1]. Im Folgenden sind einige Möglichkeiten aufgeführt:

- **Rechteck**: Das einfachste geometrische Modell für einen Freiraum ist ein Rechteck, dessen Unterkante an die Eigenfahrzeugfront angrenzt. Die seitlichen Begrenzungen des Freiraums bestimmen die rechte und linke Kanten des Rechtecks, während die maximale Freiraumbegrenzung in der Längsrichtung die obere Kante definiert. Die Parameter dieses einfachen Modells lassen sich sehr effizient berechnen. Allerdings kann diese rechteckige Beschreibung des Freiraums nur bedingt für Fahrerassistenzsysteme eingesetzt werden, da sie nur eine linke und rechte Freiraumbegrenzung des Freiraums zulässt. Außerdem ist diese Beschreibung wenig aussagekräftig bei Kurvenfahrten.

- **Kurven**: Die Modellierung eines relativ beliebig geformten Freiraums kann über Methoden des *Active Contour Trackings* [10] erfolgen. Dabei wird der Freiraum über eine Kurve beschrieben, die beispielsweise durch *B-Splines* (*Snake Model*) [6] oder *Active Rays* [8] dargestellt wird. Diese Methoden stammen aus der Bildverarbeitung und werden zur echtzeitfähigen Verfolgung von Objekten in Bildern verwendet [**?**]. Die Schätzung der Kurvenparameter anhand von Sensormessungen sowie die Prädiktion der Kurvenbeschreibung aufgrund der Bewegung des Eigenfahrzeugs und der Veränderungen in der Fahrzeugumgebung kann allerdings relativ rechenaufwendig werden.

- **Polygonzug**: Eine einfachere Modellierung des Freiraums mit wenigeren Parametern besteht darin, die Freiraumgrenzen durch einen Polygonzug anzunähren. Dadurch bleibt die Dimension des Zustandsraumes klein und die Extraktion der Freiraumbeschreibung gestaltet sich einfacher. Allerdings ist die Genauigkeit niedriger als bei einer Kurvenbeschreibung.

- **Intervalle**: Eine weitere Abstraktion des Freiraums stellt eine Modellierung über mehrere Intervalle oder Rechtecke dar, deren Anzahl, Breiten und Gesamthöhe variabel sind (s. Abbildung 1). Sie ermöglicht eine effiziente Implementierung der Verfolgungsalgorithmen und bietet bei entsprechend großer Anzahl von Intervallen trotzdem eine ausreichend hohe Genauigkeit. In dieser Arbeit wird ein Ansatz verfolgt, der auf äquidistanten Intervallen in der Längsrichtung basiert. Auf die genaue Beschreibung des Modells wird im nächsten Abschnitt eingegangen.

# 3 Intervallbasiertes Freiraummodell

Die intervallbasierte Freiraummodellierung beruht auf einer Diskretisierung des Raums in der Längsrichtung des Eigenfahrzeugs und einer kontinuierlichen Erfassung der lateralen Freiraumbegrenzungen. Die Beschreibung besteht aus einer Menge zusammenhängender Intervalle. Die aktuelle Anzahl der Intervalle hängt von der Distanz zum ersten, direkt vor dem Fahrzeug liegenden, Hindernis ab. Für jedes Freiraum-Intervall werden die linke und die rechte Begrenzungen sowie ihre Geschwindigkeiten mittels eines Kalman-Filters geschätzt. Die Mittelpunkte der Intervalle liegen immer auf der aktuellen Fahrzeug-Trajektorie, die sich aus dem Lenkwinkel und Gierrate berechnen lässt (s. Abbildung 1). Folglich werden ausgehend von der Fahrzeugtrajektorie die Intervallgrenzen gesucht. Alternativ können andere Steuerungsmechanismen für die Suche nach dem Freiraum wie z.B. die Suche innerhalb der Fahrstreifen verwendet werden.

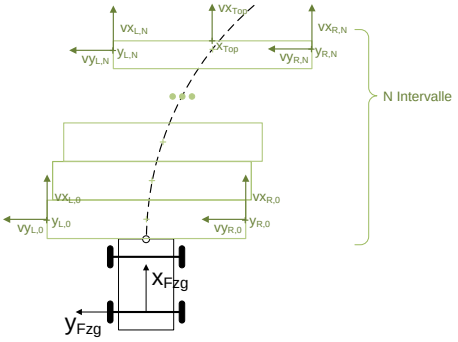



Abbildung 1: Freiraummodell mit äquidistanten Intervallen

Das Modell des Freiraums ist in Abbildung 1 graphisch dargestellt. Es lässt sich durch den folgenden Zustandsvektor mit $(6 \cdot N_{max} + 2)$ Parametern beschreiben:

$$\mathbf{x} = \begin{pmatrix} \mathbf{x}_0 \\ \vdots \\ \mathbf{x}_i \\ \vdots \\ \mathbf{x}_{N_{max}} \\ x_{Top} \\ vx_{Top} \end{pmatrix}, \mathbf{x}_i = \begin{pmatrix} y_{L,i} \\ vy_{L,i} \\ vx_{L,i} \\ y_{R,i} \\ vy_{R,i} \\ vx_{R,i} \end{pmatrix} \tag{1}$$

## 3.1 Kompensation der Eigenbewegung

Bei den Freiraum-Intervallen handelt sich um ortsfeste Raumelemente, die relativ zum Eigenfahrzeug beschrieben werden. Eine Kompensation der Eigenbewegung ist daher notwendig. Diese findet zunächst in x-Richtung statt. Hierfür wird fortlaufend die aktuelle

genaue Position des Fahrzeugs in x-Richtung innerhalb des ersten Intervalls gespeichert. Sobald dieses nach vorne verlassen wird, wird das Intervall gelöscht, alle nachfolgenden Intervalle werden verschoben und am vorderen Ende des Freiraumes wird ein neues eingefügt.

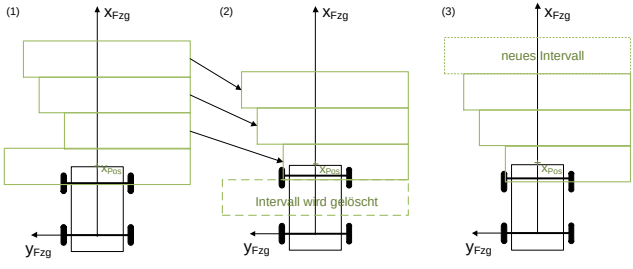



Abbildung 2: Ortsfeste Freiraum-Modellierung durch Kompensation der Vorwärtsbewegung: (1) Initial: $x$-Position in Intervallmitte (2) Vorwärtsbewegung: $x$-Position im zweiten Intervall und Verschiebung der Intervalle(3) Initialisierung eines neuen Intervalls

Neben der Kompensation der linearen Bewegung in x-Richtung ist auch ein Ausgleich der Rotationsbewegung des Fahrzeugs zwischen zwei Schritten erforderlich. Dabei werden die Intervalle und ihre Zustandsgrößen um einen Winkel gedreht. Um die aufwendigen trigonometrischen Operationen zu sparen, kann die Rotation auf eine lineare Verschiebung der Intervalle in y-Richtung zurückgeführt werden. Der durch diese Annäherung verursachte Fehler bleibt klein bei Fahrsituationen mit geringer Gierwinkeländerung und kann durch das Prädiktionsrauschen des Schätzfilters abgefangen werden.

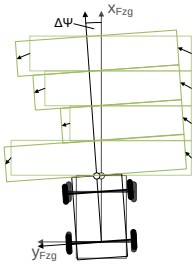



Abbildung 3: Kompensation der Fahrzeug-Gierbewegung

## 3.2 Freiraumextraktion aus Laserrohdaten

Die Aufgabe der Freiraumextraktion besteht darin, die Zustandsgrößen des Freiraummodells aus Laserrohdaten zu extrahieren. Die extrahierten Zustandsdaten werden dann als

Messungen in das verwendete Filter eingespeist. Die unscharfen Laser-Strahlen werden als Kreissektoren mit einer Winkelbreite modelliert. Jeder dieser schmalen Kreissektoren kann als Vereinfachung durch ein Dreieck angenähert werden. Die Hindernisinformation wird somit entlang der kurzen Dreieckseite interpretiert. Der hinter dem Hindernis liegende Bereich wird als unbekannt betrachtet. Die durch das Dreieck definierte Fläche gilt hingegen als frei. Die Ermittlung der Freiraumgrenze aus einer Laser-Messung entspricht der Bestimmung des Schnitts der unbekannten und belegten Räume mit den Freiraumrechtecken (s. Abbildung 1).

Die Extraktion beginnt mit der Bestimmung der vorderen Begrenzung $x_{Top}$. Hierzu wird das nächste Hindernis in $x-$Richtung innerhalb eines Schlauchs um die aktuelle Trajektorie gesucht. In einem zweiten Schritt werden die seitlichen Intervallgrenzen $y_{L/R}$ extrahiert. Dies entspricht der Bestimmung des Schnitts der in Abbildung 4 als rot schraffierten dargestellten Bereiche mit den Freiraumrechtecken. Die rot schraffierten Bereiche repräsentieren die aus einer Messung extrahierten belegt, und unbekannt- Informationen. Im allgemeinen Fall wäre für die Schnittberechnung der Einsatz eines Algorithmus unter Verwendung des *Separating Axes Theorem (SAT)* zum Schnitt beliebiger Polygone denkbar. Dieser Ansatz wird häufig zur Kollisionserkennung benutzt und ist in [9] genauer beschrieben. Im vorliegenden Beitrag kommt allerdings ein eigener optimierter Algorithmus zum Einsatz, der auf die hier vorkommenden Formen und Ausrichtungen zugeschnitten ist und nur die benötigten Ergebnisse (die seitlichen Intervallgrenzen) berechnet. Dabei wird zwischen den fünf in Abbildung 4 dargestellten Fällen differenziert.

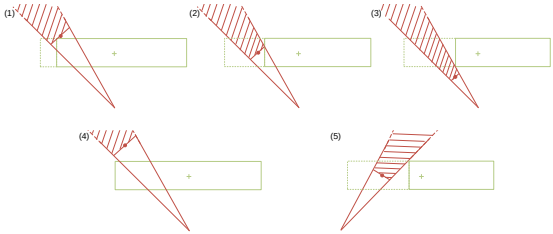



Abbildung 4: Freiraumextraktion: Schnitt Lasersektor (rot) mit Freiraum-Intervall (grün)

## 4 Ergebnisse

In diesem Abschnitt werden einige Ergebnisse aus der Freiraumverfolgung präsentiert. Abbildung 5 zeigt drei Schnappschüsse (1), (2) und (3) einer Stadtdurchfahrt, die in einem Abstand von jeweils 1s aufgenommen wurden. Der linke Teil der Abbildung enthält Erläuterungen zu der verwendeten Visualisierung der Freiraumintervalle und deren Zustände. Der Freiraum ist bei dieser Fahrt 10 m $\times$ 30 m groß und ist durch maximal 20 Intervalle modelliert. Das System ist in der Lage die Grenzen der Freiräume in einer dynamischen Szene mit unterschiedlichen Hindernisklassen zu verfolgen. Die $vx$-Geschwindigkeitsvektoren der stationären Hindernisse entsprechen der Geschwindigkeit des Eigenfahrzeugs mit umgekehrtem Vorzeichen, da hier relative Geschwindigkeiten dargestellt sind.

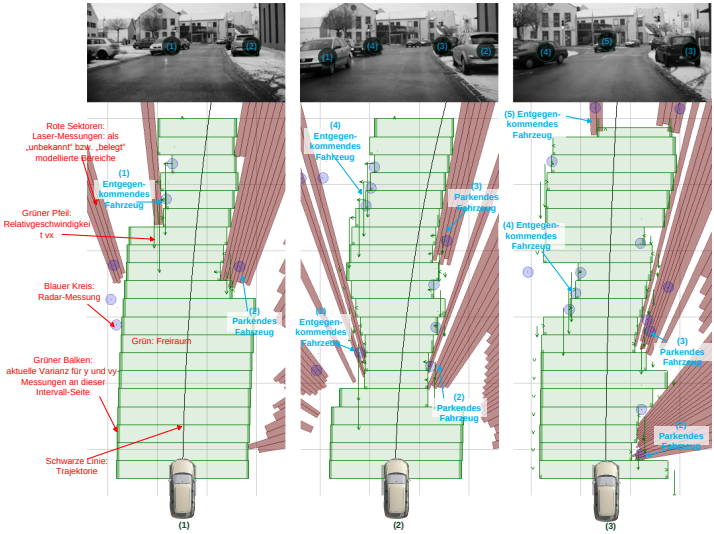



Abbildung 5: Zeitliche Entwicklung des Freiraums bei einer Ortsdurchfahrt

## 4.1 Rechenzeit

Für die Bewertung der Recheneffizienz der Freiraumverfolgung wurden statistische Messungen der Verarbeitungszeit durchgeführt. Diese beinhalten die Eigenbewegungskompensation, die Freiraumextraktion und die Zustandsschätzung. Diese Zeiten sind in der nachfolgenden Tabelle 1 für verschiedene Fahrszenarien und Größen des Freiraums aufgetragen. Die angegebenen Werte sind die Mittelwerte aus jeweils drei Testdurchläufen, deren Ergebnis wiederum aus je 800 Zeitmessungen gemittelt wurde, das entspricht jeweils ca. 48 s einer aufgezeichneten Testfahrt. Die gemessenen Daten bestätigen, dass die Laufzeit linear mit der Anzahl der Intervalle skaliert ist. Außerdem erhöht sich die Rechenzeit bei Stadtszenarien aufgrund der Komplexität der Umgebung. Die Messungen erfolgten auf einem *Intel Centrino Core 2 Duo* Laptop mit 2.2 GHz Taktfrequenz.

## 4.2 Beachtung der Fahrzeugtrajektorie

Ein wichtiger Aspekt bei der Modellierung des Freiraums ist die Steuerung der Freiraumsuche. In der Arbeit wird eine aus Lenkradwinkel und Gierrate berechneten Trajektorie dazu genutzt, die Mittelpunkte der Freiraumintervalle zu bestimmen. Diese Suchstrategie ermöglicht die Erfassung des Freiraums im relevanten Teil der Umgebung. Im rechten Teil der Abbildung 6 ist der Freiraum unter Berücksichtigung der, als schwarze Kurve dargestellten, Trajektorie zu sehen. Die linke Hälfte hingegen zeigt den Freiraum in der selben Fahrsituation ohne Beachtung der Fahrzeugtrajektorie. Wie zu erkennen ist, ermöglicht die Verschiebung der Intervall-Mittelpunkte entlang der Fahrzeugtrajektorie schon bei

| Größe des Freiraums | Fahrszenario | Rechenzeit |
|---|---|---|
| 20 Intervalle (10 m × 30 m) | Stadt | 0.62 ms |
| | Landstraße | 0.58 ms |
| 20 Intervalle (20 m × 60 m) | Stadt | 0.74 ms |
| | Landstraße | 0.66 ms |
| 40 Intervalle (20 m × 60 m) | Stadt | 1.1 ms |
| | Landstraße | 0.92 ms |

Tabelle 1: Benötigte Rechenzeit in Abhängigkeit von der Anzahl der Freiraumintervalle und des Fahrszenarios

kleinen Kurvenradien eine sinnvolle Anordnung der Freiraum-Intervalle. Daraus resultiert eine vorausschauende Freiraumerfassung im Raum-Bereich, der für die nahe Zukunft der Fahrt voraussichtlich relevant seien wird.

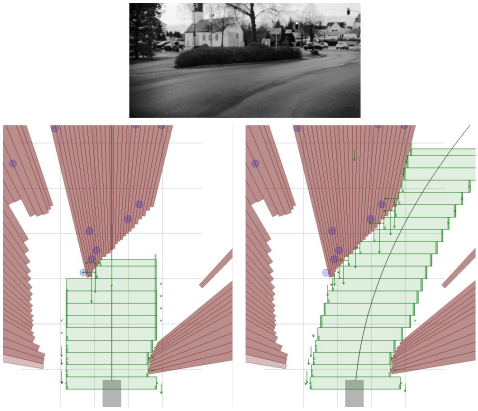


Abbildung 6: Freiraumverfolgung mit Berücksichtigung der Fahrzeugtrajektorie (rechts) und ohne (links)

## 4.3 Vergleich mit dem Belegungsgitter

In diesem Abschnitt soll eine Gegenüberstellung des Belegungsgitters mit der intervallbasierten Freiraumerfassung kurz diskutiert werden. Hinsichtlich des Informationsgehaltes stellt das Belegungsgitter eine detailreiche Repräsentation dar, die Informationen über freie, belegte und unbekannte Bereiche enthält. Die intervallbasierte Freiraumverfolgung hingegen kann nur den Freiraum und seine Grenzen beschreiben. Was die Genauigkeit der enthaltenen Daten betrifft, kann diese beim Belegungsgitter sehr hoch sein, falls die Auflösung des Gitters entsprechend gewählt wird. Mit der intervallbasierten Freiraumerfassung kann auch eine sehr hohe laterale Genauigkeit erreicht werden, da hier keine

Diskretisierung vorhanden ist. Aufgrund der groben Quantisierung in der Längsrichtung bleibt die Genauigkeit in dieser Richtung aber eingeschränkt. Bezüglich der Rechenzeit und des Speicheraufwandes gibt es hier eindeutige Vorteile für die intervallbasierte Freiraumverfolgung. Bei der Nutzung für Fahrerassistenzsysteme ist das Belegungsgitter eine universellere Umfeldrepräsentation. Denn aufgrund der eingeführten Annahmen und funktionsspezifischen Steuerung in der Freiraumverfolgung ist diese Repräsentation nur für eine bestimmte Klasse von Fahrerassistenzsystemen geeignet. Schließlich ist die Interpretation des Belegungsgitters wesentlich schwieriger als die Interpretation der Freiraum-Intervallstruktur. Beim Belegungsgitter bedarf in der Regel eines Extraktionsschrittes, der relevante Umfeldinformationen wie Freiraum oder Fahrbahnbegrenzung extrahiert. Bei der Freiraumverfolgung können die relevanten Daten direkt von der Datenstruktur abgeleitet werden, da die Umfeldinformationen kompakt und relativ zum Eigenfahrzeug hinterlegt sind. Die Vor- und Nachteile der beiden Repräsentationen sind in Tabelle 2 zusammengefasst.

| | **Belegungsgitter** | **Freiraumverfolgung** |
|---|---|---|
| Informationsgehalt | ++ | – – |
| Genauigkeit | + | ++ (Quer), – (Längs) |
| Rechenzeit | – – | ++ |
| Interpretierbarkeit | – | + |
| Nutzung für verschiedene FAS-Systeme | ++ | – |
| Speicheraufwand | – – | ++ |

Tabelle 2: Vergleich zwischen der gitterbasierten Umfeldkarte und der intervallbasierten Freiraumverfolgung hinsichtlich verschiedener Kriterien

## Literatur

[1] Martin Schuster, *Modellbasierte Freiraumverfolgung im Bereich vor dem Fahrzeug*, Semesterarbeit, Technische Universität München Fakültät für Informatik, 2009.

[2] Mohamed Essayed Bouzouraa und Ulrich Hofmann, *Effiziente kartenbasierte Umfeldwahrnehmung mit Laserscanner-Sensoren für Fahrerassistenzsysteme*, 5. Workshop Fahrerassistenzsysteme, Löwenstein 2009.

[3] Mohamed Essayed Bouzouraa und Ulrich Hofmann, *Fusion kartenbasierter Umfeldwahrnehmung mit modellbasierter Objektverfolgung für Fahrerassistenzsysteme*, 6. Workshop Fahrerassistenzsysteme, Löwenstein 2011.

[4] Christophe Coué, Cédric Pradalier, Christian Laugier, Thierry Fraichard und Pierre Bessière, *Bayesian Occupancy Filtering for Multitarget Tracking: An Automotive Application*, The International Journal of Robotics Research, Vol. 25, No. 1, pp. 19-30, Januar 2006.

[5] Volker Von Holt, *Integrale Multisensorielle Fahrumgebungserfassung nach dem 4D Ansatz*, Dissertation, Universität der Bundeswehr München, 2004.

[6] Wedel, A. , C. Rabe, H. Badino, H. Loose, U. Franke und D. Cremers, *B-Spline modelling of road surfaces with an application to Free Space Estimation Environments*, Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2009.

[7] Yogesh Rathi, Namrata Vaswani, Allen Tannenbaum und Anthony yezzi , *Particle filtering for Geometric Active Contours with Application to Tracking*, DIEEE CVPR, 2005.

[8] Denzler, J. und H. Niemann, *Active Rays: A New Approach to Contour Tracking*, International Journal of Computing and Information Technology, 1996.

[9] Eberly, David, *Intersection of Convex Objects: The Method of Separating Axes*, Magic Software Inc, 2003.

[10] Blake, Andrew und Michael Isard, *Active Contours: The Application of Techniques from Graphics, Vision, Control Theory and Statistics to Visual Tracking of Shapes in Mo- tion*, Springer, 1. Auflage, August 2000.

# Kombinierte Brems-Ausweich-Assistenz mittels nichtlinearer modellprädiktiver Trajektorienplanung für den aktiven Fußgängerschutz

Moritz Werling, Philipp Reinisch und Klaus Gresser*

**Zusammenfassung:** Wird ein die Fahrbahn kreuzender Fußgänger erst sehr spät detektiert, kann insbesondere bei höheren Fahrzeuggeschwindigkeiten die Kollision oft nur noch durch ein Ausweichmanöver verhindert werden. Aufgrund des hohen Verletzungsrisikos des Fußgängers ist es in solchen Fällen dennoch wichtig, durch Bremsen möglichst viel Fahrzeuggeschwindigkeit abzubauen. Hierdurch kommt die nichtlineare Kopplung der Fahrzeugquer- und -längsdynamik zum Tragen, welche bei der Planung eines automatischen Brems-Ausweich-Manöver berücksichtigt werden muss. Zusätzlich erschweren die beschränkte Aktordynamik und der verfügbare Verkehrsraum die Online-Trajektorienplanung. Aus diesem Grund wird im vorliegenden Beitrag die Aufgabe der Online-Trajektorienplanung als restringiertes Optimalsteuerproblem formuliert, welches mittels der Methode der nichtlinearen modellprädiktiven Regelung schritthaltend gelöst wird. Der Funktionsnachweis erfolgt simulativ anhand eines nichtlinearen Zweispurmodells mit längs-quer-gekoppelter Reifendynamik.

**Schlüsselwörter:** Aktiver Fußgängerschutz, kombinierte Brems-Ausweich-Assistenz, Trajektorienplanung, nichtlineare modellprädiktive Regelung

## 1 Einleitung

In den letzten Jahren kann eine deutliche Zunahme von Fahrerassistenzfunktionen in Serienfahrzeugen im Bereich der aktiven Sicherheit verzeichnet werden, sodass bereits heute bei drohender Kollisionsgefahr mit einem Fußgänger eine automatische Notbremsung eingeleitet wird. Häufig verbleibt jedoch zu wenig Bremsweg zwischen Fahrzeug und Fußgänger, weshalb lediglich die Folgen der Kollision reduziert werden können. Durch eine zusätzliche automatische Fahrzeugausweichbewegung innerhalb der Fahrspur ließe sich in vielen Situationen eine Kollision vermeiden [5]. Mit der hierzu notwendigen Planung einer kombinierten Brems-Ausweich-Trajektorie gehen mehrere Herausforderungen einher, und zwar

- die Berücksichtigung der prädizierten Fußgängerbewegung,
- die nichtlinearen Kopplungseffekte der Fahrzeuglängs- und -querdynamik sowie
- die Minimierung der durch das Ausweichmanöver hervorgerufenen Fahrerirritation.

*Die Autoren arbeiten für die BMW Group Forschung und Technik, Hanauer Str. 46, 80992 München (e-mail: moritz.werling@bmw.de, philipp.reinisch@bmw.de, klaus.gresser@bmw.de).

Diesen Herausforderungen wird im vorliegenden Beitrag mit der Anwendung der nichtlinearen modellprädiktiven Regelung (engl. nonlinear model-predictive control, NMPC [4]) begegnet, welche bereits erste Anwendungen im Bereich der Fahrzeugsicherheit gefunden hat, s. hierzu bspw. [10, 2, 7, 9].

Hierzu wird in Abschn. 2 ein Streckenmodell eingeführt, welches die vereinfachte Fahrzeugdynamik entlang einer Referenzkurve beschreibt. Anschließend muss dieses in Abschn. 3 um zusätzliche Restriktionen erweitert werden, die den fahrphysikalischen Grenzen Rechnung tragen. Ferner wird in Abschn. 4 ein Kriterium formuliert, anhand dessen die Ausweichtrajektorie später zur Programmlaufzeit optimiert werden soll. Darauf aufbauend beleuchtet Abschn. 5 die Implementierung der Online-Trajektorienplanung als sog. Sequentielles Quadratisches Programm (SQP), welches schließlich seine Leistungsfähigkeit in Abschn. 6 anhand einer realitätsnahen Fußgänger-Fahrzeug-Simulation unter Beweis stellt. Der Beitrag schließt mit einer Zusammenfassung in Abschn. 7.

## 2 Systembeschreibung

Wesentlicher Inhalt einer modellprädiktiven Regelungsstrategie ist die Optimierung des prädizierten Streckenverhaltens. Da dies unter Einbeziehung eines Streckenmodells erfolgt, ist es das wichtigste Element eines modellprädiktiven Reglers [12]. Aus Gründen der Robustheit wird allerdings die optimierte Ausweichtrajektorie nicht direkt der Fahrzeugaktuatorik zugeführt, sondern, entsprechend der menschlichen Fahrstrategie [11], an einen unterlagerten klassischen Regler als Sollvorgabe weitergeleitet (vergleiche [10]). Dies vereinfacht die modellprädiktive Optimierung dahingehend, dass die Neuplanung langsamer erfolgen kann (z.B. mit 10 Hz), ohne die Stabilität des Gesamtsystems zu gefährden. Zusätzlich kann das Prädiktionsmodell zugunsten eines schnellen Optimierungsprozesses vereinfacht werden, da es geringeren Anforderungen genügen muss als das Reglerentwurfsmodell. Der erste Teil des Prädiktionsmodells stellt sich nun folgendermaßen dar,

$$\dot{x}_1 = v\cos\theta \tag{1}$$

$$\dot{x}_2 = v\sin\theta \tag{2}$$

$$\dot{\theta} = \frac{v}{l\left[1+\left[\frac{v}{v_{\mathrm{ch}}}\right]^2\right]}\delta \tag{3}$$

$$\dot{\delta} = u_1 \tag{4}$$

$$\dot{v} = u_2. \tag{5}$$

Wie Abb. 1 zu entnehmen, stellen $x_1, x_2$ und $v$ die Fahrzeugreferenzposition und -geschwindigkeit dar, $\theta$ bezeichnet die Kursrichtung und $\delta$ den Lenkwinkel der Reifen. Die Lenkwinkelrate wie auch die Zeitableitung der Geschwindigkeit dienen als Systemeingang $u_1$ und $u_2$. Hierbei entstammt (3) der stationären Gierdynamik des linearen Einspurmodells, dessen wichtigster Parameter die sog. charakteristische Geschwindigkeit $v_{\mathrm{ch}} = \sqrt{[l^2 c_f c_r]/[m[c_r l_r - c_f l_f]]}$ ist. Sie hängt von der Fahrzeugmasse $m$, den Reifensteifigkeiten $c_f$ und $c_r$ sowie den Schwerpunktabständen $l_f$ und $l_r$ der Vorder- und Hinterachse als auch deren Gesamtabstand $l = l_f + l_r$ ab.

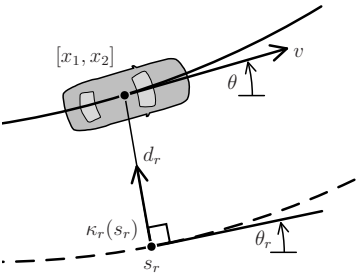



Abbildung 1: Systemzustände des vereinfachten Fahrzeugmodells entlang einer Referenzkurve

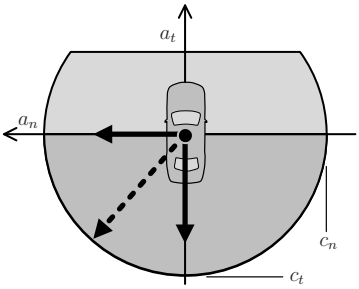



Abbildung 2: Elliptische Näherung der zulässigen Gesamtfahrzeugbeschleunigung

Das Modell bietet zwei große Vorteile gegenüber dem gewöhnlichen Einspurmodell. Zum einen ist es für $v = 0$ singularitätsfrei und ermöglicht dadurch eine Bremsung bis in den Stillstand. Zum anderen sind dessen Differentialgleichungen nicht sonderlich steif, was eine verhältnismäßig große numerische Simulationsschrittweite mit erheblich reduziertem Rechenaufwand ermöglicht. Um den unterlagerten Regelkreis während der extremen Fahrmanöver nicht zu überfordern, müssen der Trajektorie allerdings zusätzliche Restriktionen wie die vom Fahrzeug maximal erreichbare Querbeschleunigung auferlegt werden, was in Abschn. 3 erfolgt.

Als Wegbereiter für eine effektive Evaluation der Trajektoriengüte in Abschn. 4, wird zusätzlich die Dynamik der Projektion des Fahrzeugs auf eine Referenzkurve (z.B. die Fahrstreifenmitte) modelliert, s. schwarzer Punkt auf gestrichelter Linie in Abb. 1. Hierbei stellen die Kursrichtung $\theta_r$, der vorzeichenbehaftete Abstand $d_r$ zum Fahrzeug, und die zurückgelegte Wegstrecke $s_r$ der Projektion die Systemzustände dar. Mit Hilfe der Differentialgeometrie [8] lässt sich unter Berücksichtigung der Referenzkurvenkrümmung $\kappa_r(s_r)$ das bestehende Modell (1)-(5) um die Differentialgleichungen

$$\dot{d}_r = v \sin(\theta - \theta_r) \tag{6}$$

$$\dot{\theta}_r = v \frac{\cos(\theta - \theta_r)}{1 - d_r \kappa_r(s_r)} \kappa_r(s_r) \tag{7}$$

$$\dot{s}_r = v \frac{\cos(\theta - \theta_r)}{1 - d_r \kappa_r(s_r)} \tag{8}$$

erweitern. Dabei gilt zu beachten, dass die Ausweichtrajektorie bei extremen Manövern stark von der Referenzkurve abweichen kann, sodass eine Linearisierung von (6)-(8) nicht zulässig ist. Die Vorwärtssimulation dieser Differentialgleichungen als Teil des Prädiktionsmodells ermöglicht nun für beliebig geformte Referenzkurven $\kappa_r(s_r)$ eine effizientere Bestimmung von $d_r$ und $\theta_r$ als etwa eine geometrische Projektion, s. hierzu bspw. [6].

# 3 Berücksichtigung zusätzlicher fahrphysikalischer Restriktionen und Manövervorgaben

Zur Berücksichtigung weiterer Modellbeschränkungen, wie die maximal verfügbare Reifentraktion, sowie der Parametrierung der Ausweichrichtung werden zusätzliche Restriktionen der Optimierung zugrunde gelegt, die nachfolgend erläutert werden.

## 3.1 Lenkdynamik, Reifentraktion und Fahrspurbreite

Der Beschränkung der Lenkdynamik wird mit Hilfe von Box-Restriktionen Rechnung getragen,

$$u_1 \in [\dot{\delta}_{\min}, \dot{\delta}_{\max}], \qquad \delta \in [\delta_{\min}, \delta_{\max}],$$

wobei die Grenzen entsprechend dem eingesetzten Lenkaktor oder der aus Fahrersicht zulässigen Maximalwerte zu wählen sind.
Aus absicherungstechnischer Sicht (Gegenverkehr, verdeckte Fußgänger auf dem Gehsteig) ist es darüber hinaus sinnvoll, den zulässigen Fahrspurbereich vorzugeben. Dies erfolgt ebenfalls über Box-Restriktionen, sodass

$$d_r \in [d_{r,\min},\, d_{r,\max}].$$

Da die übertragbare Gesamtkraft eines Reifens einen bestimmten Wert nicht übersteigen kann (der Radius des sog. Kamm'schen Kreises), ist die Fahrzeugbeschleunigung ebenfalls zu beschränken. In guter Übereinstimmung mit realen Fahrdaten reicht es für die vorliegende Anwendung aus, den Beschleunigungsvektor $[a_n, a_t] := [v\dot{\theta}, u_2]$ auf einen elliptischen Bereich zu begrenzen, der durch die Hauptachsen $c_n$ und $c_t$, s. Abb. 2, beschrieben wird, und es gilt

$$\left[\frac{a_t}{c_t}\right]^2 + \left[\frac{a_n}{c_n}\right]^2 \leq 1. \tag{9}$$

Hierbei ist zu beachten, dass nur der untere, dunkelgraue Teil in Abb. 2 für automatische Brems-Ausweich-Manöver relevant ist; der abgeflachte obere Teil, welcher die Antriebsleistung beschreibt, kann ignoriert werden.

## 3.2 Vorgabe der Ausweichrichtung

Zur Berücksichtigung des Fußgängers werden der Trajektorie in dessen unmittelbarer Umgebung Kosten zugewiesen, s. Abschn. 4.2, die eine Art Abstoßung bewirken. Diese Herangehensweise bietet gegenüber der des Einsatzes harter Restriktionen, welche algebraisch die Kollisionsfreiheit sicherstellen sollen, den großen Vorteil, dass der Abstand zum Fußgänger als sog. Slack-Variable angesehen werden kann: Diese wird automatisch reduziert, falls es aus fahrphysikalischer Sicht unbedingt erforderlich ist, s. hierzu später Abschn. 4.2. Jedoch ist die Wahl der Ausweichrichtung aus Anwendungssicht nicht dem numerischen Optimierer zu überlassen, sondern mittels eindeutigem Parameter zu beschreiben, welcher der jeweiligen Situation (z.B. Fußgänger von links oder rechts) anzupassen ist. Aus diesem Grund wird nun $\boldsymbol{\xi}(\tau)$ als zeitabhängiger Vektor vom sich bewegenden Fußgänger zum Fahrzeug entsprechend Abb. 3 eingeführt. Darüber hinaus wird der

Zeitpunkt

$$t_{d_{\min}} := \operatorname*{argmin}_t \, d(\tau)$$

auf dem Prädiktionshorizont $\tau \in T_{\text{hor}}$ bestimmt, zu dem der Fußgänger den geringsten Abstand $d(\tau)$ zum Ego-Fahrzeug einnimmt (s. hierzu auch später Abschn. 4.2). Mit dem Normalenvektor $\boldsymbol{n}(\tau)$ der geplanten Trajektorie $[x_1(\tau), x_2(\tau)]^{\mathrm{T}}$, wird nun die Vorgabe der Ausweichrichtung als Restriktion mittels Skalarprodukt formuliert: Ausweichen zur linken (rechten) Seite erfordert zum Zeitpunkt $t_{d_{\min}}$, dass $\boldsymbol{\xi}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{n} > 0$ ($\boldsymbol{\xi}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{n} < 0$) gilt. Wie dem rechten Teil der Abbildung entnommen werden kann, gilt die Restriktion auch, falls das Fahrzeug noch vor dem Fußgänger zum Stehen kommt.
Zur Vermeidung gelegentlich beobachteter Konvergenzprobleme des Optimierungsprozesses, die mit dem fehlenden Gradienten in der Nähe der Fußgängermitte verbunden sind, wird der obige Ausdruck um einen geringfügigen, für die Optimaltrajektorie irrelevanten Mindestabstand $\xi_{\text{num}}$ verschärft, s. linker Teil von Abb. 3. Mit $\gamma = -1$ zum Ausweichen nach links und $\gamma = 1$ zum Ausweichen nach rechts ist schließlich zu fordern, dass

$$g_{\text{pass}}(\boldsymbol{x}; \gamma) := \gamma \, \boldsymbol{\xi}^{\mathrm{T}}(t_{d_{\min}}) \, \boldsymbol{n}(t_{d_{\min}}) + \xi_{\text{num}} \leq 0$$

von der Trajektorie erfüllt wird.

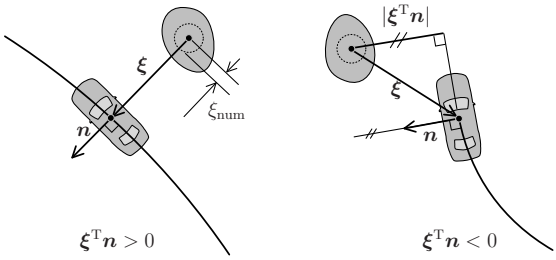



Abbildung 3: Visualisierung der Restriktionen zur Vorgabe der Ausweichrichtung

# 4 Wahl eines geeigneten Gütekriteriums

Das Optimierungskriterium wird nachfolgend als Minimierung einer Kostenfunktion formuliert. Demnach dient sie als inverse Beschreibung des Idealverhaltens. Das Idealverhalten beim Ausweichmanöver ist wiederum charakterisiert durch eine maximale Reduktion der potentiellen Energie, d.h. Fahrzeuggeschwindigkeit, um bei einem dennoch auftretenden Fußgängerkontakt (weil dieser bspw. seinen Kurs spontan ändert) das geringste Verletzungspotential sicherzustellen. Darüber hinaus soll das Fahrzeug dem Fußgänger nicht zu nahe kommen, um Ungenauigkeiten in der Fußgängerdetektion und -prädiktion Rechnung zu tragen. Und schließlich dürfen die Abweichung weder in Position und Orientierung von der Referenzkurve noch die Lenkbewegungen zu groß sein, um einer allzu

großen Fahrerirritation vorzubeugen und ihm zu helfen, nach dem automatischen Eingriff die Kontrolle über sein Fahrzeug sofort wiederzugewinnen. Diese verbalen Formulierungen werden nun nacheinander mathematisiert.

Zur Umsetzung der schnellstmöglichen Geschwindigkeitsreduktion wird nun gefordert, dass der Beschleunigungsvektor während des gesamten Manövers nicht nur innerhalb der Traktionsellipse, sondern genau auf dem Traktionsrand $[a_t/c_t]^2+[a_n/c_n]^2 = 1$ liegt, da hierdurch bei gegebener Querbeschleunigung die maximal verfügbare Verzögerung realisiert wird. Die effizienteste Berücksichtigung dieser algebraischen Restriktion ist das Auflösen nach $a_t := \dot{v} = u_2$, sodass $u_2$ in (5) ersetzt werden kann und daraus

$$\dot{v} = -c_t\sqrt{1-[v\dot{\theta}/c_n]^2} \tag{10}$$

resultiert. Demnach muss weder der Geschwindigkeitsreduktion im Kostenfunktional Rechnung getragen werden, noch eine Optimierung über das Eingangssignal $u_2$ stattfinden.

Die Zusammensetzung der Kostenfunktion $J$ wird nun in den anschließenden Abschnitten beleuchtet, wobei eine Aufteilung in einen bewegungsbezogenen und einen Fußgängerbezogenen Term entsprechend

$$J(\boldsymbol{x}, u_1) = J_{\text{mov}}(\boldsymbol{x}, u_1) + J_{\text{ped}}(\boldsymbol{x}) \tag{11}$$

vorgenommen wird.

## 4.1 Bewegungskosten

Zur Beschreibung der Idealbewegung innerhalb der eigenen Fahrspur wird nun

$$J_{\text{mov}}(\boldsymbol{x}, u_1) = \int_t^{t+T_{\text{hor}}} \left\{ u_1^2 + \sum_{i\in\{v,a,j,\theta,\kappa\}} k_i\ \Delta_i^2(\boldsymbol{x}, u_1) \right\} \mathrm{d}\tau; \tag{12}$$

$$\Delta_v(\boldsymbol{x}) = v[\theta-\theta_r], \qquad \Delta_a(\boldsymbol{x}) = v^2[\kappa-\kappa_r], \qquad \Delta_j(\boldsymbol{x}, u_1) = v^2[\bar{\kappa}-\bar{\kappa}_r], \tag{13}$$

$$\Delta_\theta(\boldsymbol{x}) = \theta-\theta_r, \qquad \Delta_\kappa(\boldsymbol{x}) = \kappa-\kappa_r; \tag{14}$$

$$\text{mit} \qquad \kappa := \frac{\delta}{l\left[1+\left[\frac{v}{v_{\text{ch}}}\right]^2\right]}, \quad \bar{\kappa} := \frac{\mathrm{d}\kappa}{\mathrm{d}\delta}u_1, \quad \bar{\kappa}_r := \frac{\mathrm{d}\kappa_r}{\mathrm{d}s}\dot{s}$$

definiert. Hierbei bestrafen die Terme (13) die genäherte laterale Geschwindigkeit $\Delta_v \approx \dot{d}_r$, Beschleunigung $\Delta_a \approx \ddot{d}_r$ und den lateralen Ruck $\Delta_j \approx \dddot{d}_r$. Aufgrund der Multiplikation mit $v$ dominieren diese Ausdrücke die Trajektorienkosten bei höherer Längsgeschwindigkeit und sorgen für eine gewisse Geschwindigkeitsinvarianz: Falls die Restriktionen während des Fahrmanövers nicht aktiv sind, werden die Passagiere (in einer äquivalenten Situation) dasselbe Beschleunigungsprofil bei 10 m/s wie bei 30 m/s erfahren. Dies wiederum bedeutet, dass eine aufwändige Parameteradaption über den gesamten Geschwindigkeitsbereich entfällt.

Bei niedrigen Geschwindigkeiten hingegen, kurz bevor das Fahrzeug zum Stehen kommt, verschwinden diese Therme, weshalb die geometrisch motivierten Terme (14) ergänzt werden, die in Kombination mit dem Integral von $u_1^2$ in (12) ein wohlgeartetes Lenkverhalten bis in den Stand sicherstellen.

Erwähnenswert ist, dass im Unterschied zu anderen Arbeiten auf einen Kostenterm für $d_r$ verzichtet wird. Grund hierfür ist, dass das Fahrzeug nach dem Ausweichmanöver nicht eigenständig zur Fahrbahnmitte zurückkehren darf, da sich hinter dem ersten noch weitere, undetektierte Fußgänger aufhalten können und darüber hinaus die Fahrerirritation zunimmt.

### 4.2 Annäherungskosten für Fußgänger

Auf die Berücksichtigung des Fußgängers in den Integralkosten wurde bewusst verzichtet, da dies in vielen Situationen zu ungewollten Effekten führt. Bspw. würde ein schnelles Vorbeifahren am Fußgänger zu geringeren Kosten führen als ein langsames. Das Skalieren der Kosten, z.B. um die Differenzgeschwindigkeit zum Fußgänger, resultiert in anderen Problemen, sodass stattdessen der über den Optimierungshorizont prädizierte Mindestabstand $d_{\min} := \min d$ des Fahrzeugumrisses zum Fußgänger in den Kosten berücksichtigt wird. Hierdurch ergibt sich

$$J_{\text{ped}}(\boldsymbol{x}) = k_{\text{ped}}\, C(d_{\min}(\boldsymbol{x})),$$

wobei die Annäherung an den Fußgänger über die Funktion $C(\cdot) = [\min([(\cdot) - d_{\text{infl}}], 0)]^2$ bestraft wird, deren Parameter $d_{\text{infl}}$ den Einflussbereich der Kosten definiert. Neben dem geringen Rechenaufwand zeichnet sich die Funktion dadurch aus, dass die Kosten immer endlich sind, was wichtig für eine robuste Konvergenz des Optimierers ist. Schließlich ist eine korrekt geplante Kollisionsfolgenminderung einem physikalisch nicht realisierbarem Manöver vorzuziehen.

Damit ist das restringierte Optimalsteuerproblem genau definiert, sodass sich der nächste Abschnitt mit dessen Online-Lösung beschäftigt.

## 5 Implementierung und Simulationsumgebung

Zur Validierung des vorgestellten Algorithmus wurden die benötigten Routinen in C implementiert und in eine Matlab/Simulink-Umgebung integriert. Die Optimierung erfolgt hierbei mit einer (simulierten) Zykluszeit von 0.1 s auf einem Prädiktionshorizont von $T_{\text{hor}} = 2.0\,\text{s}$ durch einen i5-520M Prozessor mit 2.4 GHz. Die Wichtungsfaktoren wurden zu $[k_v, k_a, k_j, k_\theta, k_\kappa] = [10^3, 10^2, 10^1, 10^2, 10^1, 10^0]$ gewählt (in SI-Einheiten), und der simulierte Fußgänger mit $d_{\text{infl}} = 1.0\,\text{m}$ und $k_{\text{obst}} = 10^5$ berücksichtigt. Die Fahrzeugprädiktion erfolgt mit $v_{\text{ch}} = 50\,\text{m/s}$, $\dot{\delta}_{\max} = -\dot{\delta}_{\min} = 0.5\,\text{rad/s}$, $d_{\max} = 2.0\,\text{m}$, $d_{\min} = -1.5\,\text{m}$ und $c_n = c_t = 8.0\,\text{m/s}^2$. Die optimierte Trajektorie wird wiederum in jedem Schritt an einen e/a-linearisierenden Regler weitergeleitet, welcher mit einer Zykluszeit von 0.01 s die eigentlichen Stellgrößen eines nichtlinearen Zweispurmodells liefert, das neben Sensorrauschen auch die dynamischen Aufstandskräfte sowie nichtlineare Kopplungseffekte der Reifen simuliert.

Da das ausweichende Fahrzeug innerhalb eines Sekundenbruchteils eine erhebliche Strecke zurücklegt, können die erforderlichen Optimierungszykluszeiten nicht vernachlässigt

werden. Aus diesem Grund wird eine Verzugskompensation mittels Prädiktion (engl. *delay compensation by prediction* [3]) durchgeführt. Die endliche Parametrierung des Eingangs $u_1$ erfolgt klassisch über ein stückweise konstantes Eingangssignal [1]. Aufgrund der gutmütigen Systemeigenschaften des Prädiktionsmodells erfolgt die Simulation sequentiell (*single shooting*) mittels Runge-Kutta erster Ordnung. Die Optimierung selbst übernimmt ein SQP-Verfahren [3].

# 6 Simulative Validierung

Zu Simulationsbeginn bewegt sich das Fahrzeug mit $v = 17.0\,\mathrm{m/s}$ entlang einer leicht gekrümmten Linkskurve, als plötzlich ein Fußgänger von rechts (s. Kreis in Abb. 4 oben links) die Fahrspur betritt. Seine prädizierte Trajektorie aktiviert daraufhin das automatische Kollisionsvermeidungssystem, welches den kombinierten Brems-Ausweich-Eingriff initiiert.

Der unterlagerte Beschleunigungsregler folgt nahezu verzögerungsfrei den optimierten Beschleunigungsprofilen in Quer- und Längsrichtung (s. Abb. 4 unten rechts, grün stellt die Sollvorgabe, rot den tatsächlichen Messwert dar), sodass ungefähr drei Planungszyklen später die maximale Querbeschleunigung erreicht ist, s. Abb. 4 oben rechts. Gleichzeitig erfordert die Einhaltung der Fahrphysik eine Reduzierung der Bremsung, was sich als kleine Delle im ansonsten gleichmäßig absteigenden Geschwindigkeitsprofil bemerkbar macht. Weitere drei Planungszyklen später kommt das Fahrzeug dem Fußgänger am nächsten, s. Abb. 4 unten links. Zu diesem Zeitpunkt wird bereits das Zurücklenken initiiert, um die Fahrspur nicht zu verlassen. Zum Zeitpunkt $t \approx 2.5\,\mathrm{s}$ kommt das Fahrzeug sicher zum Stillstand, was die Simulation beendet. Bemerkenswert ist, dass sich die tatsächlich gefahrene Trajektorie (durchgezogene schwarze Linie in den Fahrzeugdraufsichten) kaum von der im ersten Planungsschritt optimierten Trajektorie unterscheidet. Über das Ausweichmanöver hinweg übersteigen die tatsächlich benötigten Zykluszeiten der Optimierung die der simulierten um maximal 20 %, sodass der Algorithmus nahezu echtzeitfähig ist.

# 7 Zusammenfassung und Ausblick

Mit aktiven Lenkeingriffen kann der gewonnene Freiheitsgrad dazu eingesetzt werden, Kollisionen mit Fußgängern zu verhindern, die mit alleinigem Bremsen nicht mehr vermeidbar sind. Aus diesem Grund wurde auf Basis der NMPC eine Online-Planungsstrategie hergeleitet, welche den Besonderheiten der Anwendung Rechnung trägt. Diese beinhaltet die numerische Prädiktion eines einfachen, numerisch effizienten und dennoch hinreichend genauen Fahrzeugmodells, welches Beschleunigungs- und Lenkdynamikbeschränkungen unterliegt. Aufgrund der gewählten Zielfunktion wird ein optimaler Kompromiss zwischen dem Sicherheitsabstand zum Fußgänger und der Eingriffsstärke der Lenkung gefunden, was simulativ nachgewiesen wird. Die nächsten Schritte beinhalten die Laufzeitoptimierung mit anschließender Umsetzung der vorgeschlagenen Methodik auf einem Realfahrzeug unter Einbezug der Umfelderkennung.

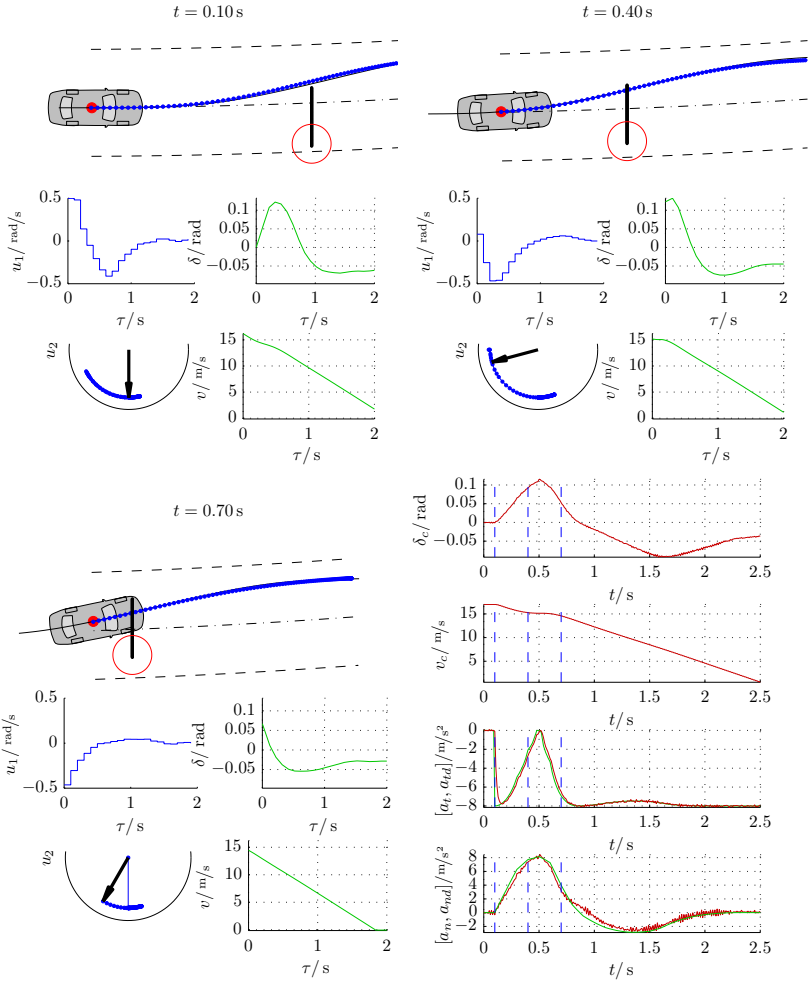



Abbildung 4: Simulative Funktionsvalidierung mittels nichtlinearem längs-quergekoppeltem Zweispurmodell. Die optimierten Stellgrößen $u_1$ und $u_2$ bezeichnen die Lenkwinkelrate bzw. die Längsbeschleunigung. Der Lenkwinkel des vereinfachten Optimierungsmodells wird mit $\delta$ bezeichnet, die Fahrzeuggeschwindigkeit mit $v$. Der rote Kreis stellt die aktuelle Fußgängerposition einschl. Sicherheitsabstand dar. $()_c$ bezeichnet die wahren Fahrzeuggrößen.

## Literatur

[1] M. Alamir, A. Murilo, R. Amari, P. Tona, R. Fürhapter, and P. Ortner. On the use of parameterized nmpc in real-time automotive control. *Automotive Model Predictive Control*, pages 139–149, 2010.

[2] S.J. Anderson, S.C. Peters, T.E. Pilutti, and K. Iagnemma. An optimal-control-based framework for trajectory planning, threat assessment, and semi-autonomous control of passenger vehicles in hazard avoidance scenarios. *International Journal of Vehicle Autonomous Systems*, 8(2):190–216, 2010.

[3] M. Diehl, H. J. Ferreau, and N. Haverbeke. Efficient numerical methods for nonlinear mpc and moving horizon estimation. In Lalo Magni, Davide Martino Raimondo, and Frank Allgöwer, editors, *Nonlinear model predictive control*, pages 391–417. Springer, Berlin, 2009.

[4] R. Findeisen, L. Imsland, F. Allgower, and B.A. Foss. State and output feedback nonlinear model predictive control: An overview. *European journal of control*, 9(2-3):190–206, 2003.

[5] Y. Hattori, E. Ono, and S. Hosoe. Optimum vehicle trajectory control for obstacle avoidance problem. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 11(5):507–512, 2006.

[6] P. Irle, L. Gröll, and M. Werling. Zwei Zugänge zur Projektion auf 2d-Kurven für die Bahnregelung autonomer Fahrzeuge. *at-Automatisierungstechnik*, 57(8):403–410, 2009.

[7] Cunjia Liu, Wen-Hua Chen, and J. Andrews. Optimisation based control framework for autonomous vehicles: Algorithm and experiment. In *2010 International Conference on Mechatronics and Automation (ICMA)*, pages 1030–1035, 2010.

[8] P. Morin and C. Samson. *Springer Handbook of Robotics*, chapter Motion control of wheeled mobile robots, pages 799–826. Springer, 2008.

[9] M. Nanao and T. Ohtsuka. Vehicle dynamics control for collision avoidance considering physical limitations. In *SICE Annual Conference (SICE)*, pages 688–693. IEEE, 2011.

[10] J.M. Park, D.W. Kim, Y.S. Yoon, H.J. Kim, and K.S. Yi. Obstacle avoidance of autonomous vehicles based on model predictive control. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part D: Journal of Automobile Engineering*, 223(12):1499–1516, 2009.

[11] G. Prokop. Modeling human vehicle driving by model predictive online optimization. *Vehicle System Dynamics*, 35(1):19–53, 2001.

[12] J.B. Rawlings. Tutorial overview of model predictive control. *Control Systems, IEEE*, 20(3):38–52, 2000.

# Der Fahrer im Mittelpunkt – Eye-Tracking als Schlüssel zum mitdenkenden Fahrzeug?

Martin Liebner*, Felix Klanner* und Christoph Stiller†

**Zusammenfassung:**

Durch die sich ständig weiterentwickelnde Umfelderfassung lassen sich immer mehr Gefahrensituationen im Straßenverkehr rechtzeitig vorhersagen. Gleichzeitig steigt jedoch auch der Anteil potenzieller Konflikte, die sich im weiteren Verlauf der Verkehrssituation als unkritisch erweisen. Um den Fahrer nicht mit einer Vielzahl von Warnungen kognitiv zu überlasten, wird eine Assistenz in Form eines elektronischen Copiloten vorgeschlagen, der auf Basis von Annahmen über das Situationsbewusstsein des Fahrers über die Notwendigkeit einer Warnung entscheidet. Die Grundzüge des Konzepts werden am Beispiel eines Fahrstreifenwechselassistenten diskutiert und anschließend auf die Situationsinterpretation im Kreuzungsbereich übertragen. Grundlage der Diskussion sind Untersuchungen hinsichtlich des Blickverhaltens von Fahrern im Realverkehr.

**Schlüsselwörter:** Fahrerbeobachtung, Intentionserkennung, Situationsbewusstsein

## 1 Der elektronische Copilot

Aktive Sicherheitssysteme wie ABS und DSC haben in den letzten 20 Jahren einen wesentlichen Beitrag geleistet, um den Anteil der Fahrunfälle auf deutschen Straßen signifikant zu senken. Darüber hinaus helfen fortschrittliche Fahrerassistenzsysteme wie die Auffahrwarnung mit Anbremsfunktion, die Spurwechselwarnung und die Spurverlassenswarnung, Konflikte und somit Unfälle zwischen den Verkehrsteilnehmern zu vermeiden. In [1] wird argumentiert, dass derartige Verkehrsunfälle vor allem dann entstehen, wenn der Fahrer sich der aktuellen Verkehrssituation nicht in vollem Umfang bewusst ist. Das Ziel informierender und warnender Assistenzsysteme ist es daher, Informationsdefizite seitens des Fahrers zu beheben.

Durch die ständige Weiterentwicklung der Fahrumfelderfassung und die wachsende Zahl verfügbarer Assistenzsysteme besteht dabei grundsätzlich die Gefahr, den Fahrer mit zuviel Information zu überlasten. Darüber hinaus wird die Auslösung von warnenden Assistenzsystemen in Situationen, in denen kein Informationsdefizit vorliegt, als Störung des Fahrkomforts und Beschränkung der Souveränität des Fahrers empfunden. Dies gilt analog zu Beobachtungen bei menschlichen Beifahrern: Während ständige Hinweise und Warnungen als nervig empfunden werden und im schlimmsten Fall durch Ablenkung des

*Martin Liebner ist Doktorand und Felix Klanner Projektleiter bei der BMW Forschung und Technik GmbH, Hanauer Str. 46, 80992 München (e-mail: {martin.liebner, felix.klanner}@bmw.de).

†Christoph Stiller ist Leiter des Instituts für Mess- und Regelungstechnik am Karlsruher Institut für Technologie, Engler-Bunte-Ring 21, 76131 Karlsruhe (e-mail: stiller@kit.edu).

Fahrers sogar Gefahrensituationen herbeiführen können, beobachtet ein guter Beifahrer sowohl das Verkehrsgeschehen als auch den Fahrer und gibt Hinweise nur dann, wenn er das Gefühl hat, dass der Fahrer einen wesentlichen Aspekt der aktuellen Verkehrssituation nicht wahrgenommen hat, und dass sich durch dieses Informationsdefizit eine Gefährdungssituation ergibt.

Ein wesentliches Kriterium bei der Entwicklung von Fahrerassistenzsystemen ist die Transparenz ihrer Funktionalität. Bei heutigen Systemen bedeutet dies, dass der Fahrer grundsätzlich in jeder Situation vorhersagen kann, ob er gewarnt werden wird oder nicht. Soll nach dem Vorbild des menschlichen Beifahrers auch die Schätzung des Situationsbewusstseins des Fahrers in diese Entscheidung mit einfließen, so wird dieser insbesondere dann gewarnt, wenn er nicht damit rechnet, und nicht gewarnt, wenn er dies (in Kenntnis der Situation) erwartet. In dieser Hinsicht ist also ein Umdenken erforderlich, dahingehend, dass das Assistenzsystem nicht mehr als transparantes technisches System, sondern als mitdenkender elektronischer Copilot zu verstehen ist.

Vor dem Hintergrund der Einführung von Car2X-Kommunikation ist ein solches Umdenken ohnehin erforderlich. Die Kommunikation ermöglicht eine Erhöhung der Sensorreichweite, eine verbesserte Detektion verletzlicher Verkehrsteilnehmer, die Auflösung von Verdeckungen und sogar das Anbieten von aktiven Sicherheitssystemen für Fahrzeuge ohne eigene Umfelderfassung. Dies funktioniert jedoch immer nur dann, wenn die betreffenden Verkehrsteilnehmer oder die Infrastruktur mit diesem System ausgestattet sind. Bezogen auf den elektronischen Copiloten bedeutet dies, dass dieser zwar in bestimmten Fällen den entscheidenden Hinweis zur Unfallvermeidung geben wird, die Verfügbarkeit der Assistenz analog zu der des menschlichen Beifahrers jedoch nicht garantiert werden kann.

Im folgenden Abschnitt wird die Grundidee des elektronischen Copiloten am Beispiel einer Fahrstreifenwechsel-Assistenz auf der Autobahn erläutert. In Abschnitt 3 wird das Konzept daraufhin auf die Situationsinterpretation im Kreuzungsbereich übertragen. Abschließend werden die wesentlichen Erkenntnisse in Abschnitt 4 noch einmal zusammengefasst.

# 2 Fahrstreifenwechsel auf der Autobahn

Unzureichend abgesicherte Fahrstreifenwechsel stellen die häufigste Unfallursache auf deutschen Autobahnen dar [2]. Insbesondere das Einschätzen der Geschwindigkeitsdifferenz zu von hinten herannahenden Fahrzeugen bereitet vielen Fahrern Schwierigkeiten. Darüber hinaus besteht die Gefahr, dass der rückwärtige Verkehr in Situationen mit partieller Sichtverdeckung, wie in Abb. 1 dargestellt, trotz Spiegelblick übersehen wird. In beiden Fällen kann es hierbei zu kritischen Auffahrsituationen kommen.

## 2.1 Fahrerabsichtserkennung

Mit der Spurwechselwarnung existiert bereits ein System im Serienfahrzeug, das den Fahrer bei der Durchführung von Fahrstreifenwechseln unterstützt. Von hinten herannahende Fahrzeuge werden typischerweise durch eine Warnleuchte im jeweiligen Außenspiegel angezeigt. Setzt der Fahrer dennoch den Blinker, wird die Warnung z.B. durch Vibrieren des Lenkrads intensiviert.

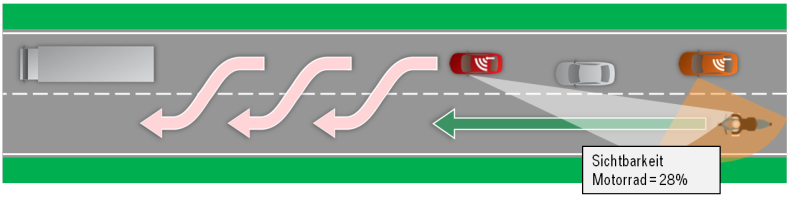



Abbildung 1: Fahrstreifenwechsel-Szenario auf der Autobahn.

Eine Studie des Auto Club Europa hat allerdings ergeben, dass etwa 30% der Fahrstreifenwechsel auf deutschen Autobahnen ohne Setzen des Blinkers erfolgt [3]. Um diese dennoch vorhersagen zu können, wurde in den letzten Jahren verstärkt die Eignung von Blickrichtung und Kopfdrehung des Fahrers als frühzeitiger Indikator für bevorstehende Fahrstreifenwechsel untersucht [4, 5].

Abbildung 3 zeigt die zeitliche Verteilung der Blicke in den linken Außenspiegel als Ergebnis entsprechender Untersuchungen bei BMW [6]. Grundlage hierfür waren 650 Fahrstreifenwechsel nach links, durchgeführt von 5 Probanden. Deutlich erkennbar ist eine Häufung der Spiegelblicke ca. 2–5 s vor dem Fahrstreifenwechsel, der wie in [4] zum Zeitpunkt des Überfahrens der Fahrstreifenmarkierung definiert ist.

Die zeitlichen Vorhersagepotentiale der im Rahmen der Studie untersuchten Merkmale sind in Abb. 4 zusammengefasst. In Übereinstimmung mit den bestehenden Arbeiten konnte gezeigt werden, dass das Blickverhalten insbesondere für den für Fahrerassistenzsysteme wichtigen Vorhersagehorizont von 2–3 s einen wichtigen Indikator für die Spurwechselabsicht des Fahrers darstellt. Darüber hinaus erhöht auch die Annäherung an ein langsamer fahrendes Vorderfahrzeug die Wahrscheinlichkeit eines bevorstehenden Fahrstreifenwechsels.

In [4], einer der aktuellsten Veröffentlichungen auf dem Gebiet, erfolgt die Vorhersage von Fahrstreifenwechseln mit Hilfe einer Relevance Vector Machine (RVM), wobei zusätzlich zu den in Abb. 4 angeführten Merkmalen auch die Gegenwart und die Relativgeschwindigkeit von hinten herannahender Folgefahrzeuge als Eingangsgrößen verwendet werden. Geht man davon aus, dass für das Training des Klassifikators keine wirklich kritischen Situationen herbeigeführt wurden, bedeutet dies, dass die prädizierte Fahrstreifenwechselwahrscheinlichkeit in Gegenwart deutlich schnellerer Folgefahrzeuge stets nahe Null liegen wird. Für die Situationsinterpretation von Fahrerassistenzsystemen ist dieser Ansatz nicht zu verwenden, da die (wenn auch geringe) Wahrscheinlichkeit eines Fehlverhaltens des Fahrers ja gerade den Sinn eines solchen Systems ausmacht.

Der Mangel an Daten von Unfällen und Beinahe-Unfällen ist ein prinzipielles Problem bei der Entwicklung von Algorithmen zur Risikobewertung von Verkehrssituationen. Für die Realisierung des im vorangegangenen Abschnitt beschriebenen elektronischen Copiloten wird daher vorgeschlagen, sowohl die Absicht als auch das Situationsbewusstsein des Fahrers unabhängig voneinander zu modellieren. Gegenüber diskriminativen Ansätzen, die für gegebene Sensordaten direkt eine Kritikalität der jeweiligen Verkehrssituation ermitteln, hat dies den Vorteil, dass die zugehörigen Modelle anhand von unkritischen Situation angelernt und daraufhin auf kritische Situationen verallgemeinert werden können.

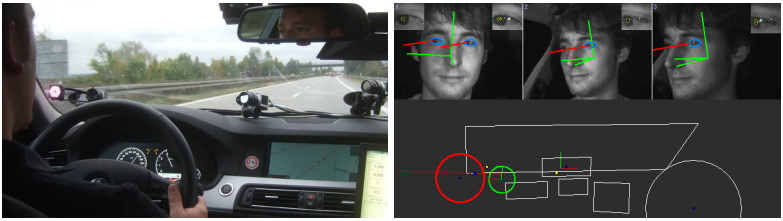


Abbildung 2: Eye-Tracking System im Fahrzeug (links) sowie erkannte Blickvektoren und aktive Area of Interest bei Blick in den linken Außenspiegel (rechts).

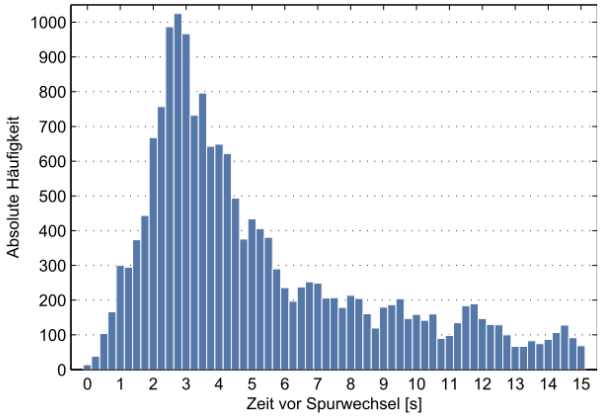



Abbildung 3: Zeitliche Verteilung aller Blicke in den linken Außenspiegel innerhalb der letzten 15 s vor dem nächsten Fahrstreifenwechsel.

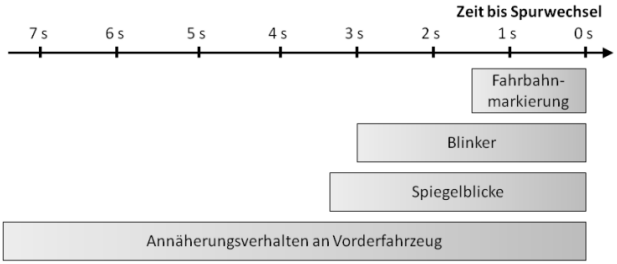



Abbildung 4: Aus der Analyse der Messdaten sowie den Ergebnissen eines RVM-basierten Klassifikators abgeleitete Vorhersagepotenziale ausgewählter Merkmale.

## 2.2 Situationsbewusstsein des Fahrers

Bei dem in [7] verfolgten Ansatz wird aufgrund dieser Überlegungen zwischen dem Erkennen einer Spurwechselabsicht und der Durchführbarkeitsentscheidung, die der Fahrer auf Basis seines Situationsbewusstseins fällt, unterschieden. Abb. 5 verdeutlicht das Konzept. Anhand der in Abb. 4 zusammengestellten Merkmale wird mittels einer RVM zunächst die Wahrscheinlichkeit bestimmt, mit der der Fahrer zu diskreten Hypothesenzeitpunkten $t_H = 1..5\,s$ einen Fahrstreifenwechsel durchführen möchte. Unabhängig davon wird das Situationsbewusstsein des Fahrers zum Zeitpunkt der endgültigen Spurwechselentscheidung, hier mit $t_E = t_H - 1\,s$ angenommen, modelliert.

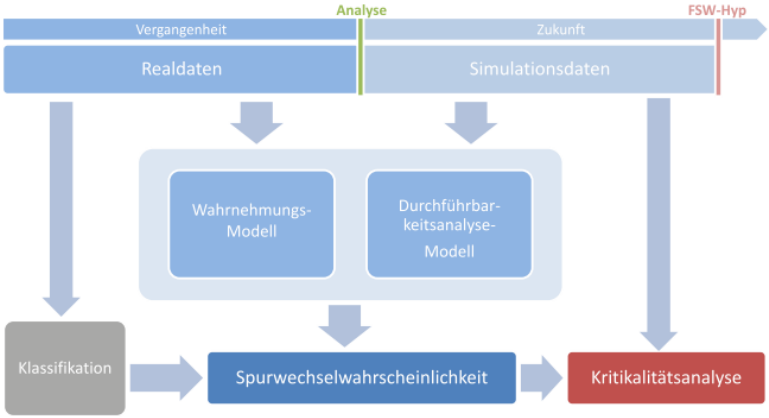



Abbildung 5: Fahrermodellbasierter Ansatz zur Risikobewertung von Fahrstreifenwechseln. Die Wahrscheinlichkeit der Durchführung geplanter Fahrstreifenwechsel hängt sowohl von den bisherigen als auch von den zukünftigen Spiegelblicken des Fahrers ab.

Da $t_E$ für $t_H = 2..5\,s$ in der Zukunft liegt, sind Spiegelblicke, die bis zu diesem Zeitpunkt noch erfolgen, bei der Schätzung des Situationsbewusstseins probabilistisch zu berücksichtigen. Dabei ist zu beachten, dass die Wahrscheinlichkeitsverteilung für weitere Spiegelblicke davon abhängt, ob und wann bereits Blicke registriert worden sind. Für die Spurwechselentscheidung des Fahrers ist insbesondere der Zeitpunkt des letzten Spiegelblicks vor $t_E$ relevant. Für 0, 1 und 2 bereits erfolgte Spiegelblicke wurden die zugehörigen bedingten Wahrscheinlichkeitsverteilungen aus der in Abb. 3 dargestellten a-priori Verteilung extrahiert. Für den Fall, dass bis zum aktuellen Zeitpunkt $t_0$ noch kein Spiegelblick registriert worden ist, sind diese in Abb. 6 dargestellt.

Anhand der Wahrscheinlichkeitsverteilung für die Blickzeitpunkte wird im nächsten Schritt für jede der Spurwechselhypothesen bestimmt, mit welcher Wahrscheinlichkeit der Fahrer nachfolgende Fahrzeuge wahrgenommen hat. Dazu wird anhand des von der 360°-Rundumerfassung bereitgestellten Umfeldmodells sowie dem Sichtbereich des linken Außenspiegels überprüft, ob zu den Blickzeitpunkten eine Verdeckungssituation vorlag bzw. wie gut das jeweilige Fahrzeug zu diesem Zeitpunkt sichtbar war. Blickzeitpunkte,

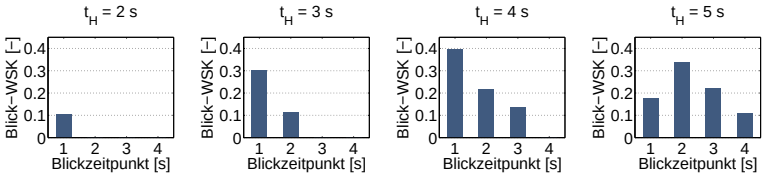



Abbildung 6: Wahrscheinlichkeitsverteilung zukünftiger Spiegelblicke in Abhängigkeit vom Zeitpunkt $t_\mathrm{H}$ eines hypothetischen Fahrstreifenwechsels, falls zum aktuellen Zeitpunkt $t_0$ noch kein Spiegelblick erfolgt ist.

die in der Zukunft liegen, werden durch Vorwärtssimulation berücksichtigt. Hierbei wird von einer konstanten Geschwindigkeit der Verkehrsteilnehmer ausgegangen.

Zusätzlich zur Sichtbarkeit wird die Schätzung der Relativgeschwindigkeit anderer Verkehrsteilnehmer modelliert. Studien haben ergeben, das Fahrer große Relativgeschwindigkeiten generell unterschätzen [8]. Darüber hinaus wird angenommen, dass die Streuung der Geschwindigkeitsschätzung abnimmt, wenn der Fahrer mehrfach in den Spiegel schaut. Zum Entscheidungszeitpunkt $t_\mathrm{E}$ hat der Fahrer somit eine Vermutung hinsichtlich des Abstands und der Relativgeschwindigkeit des nachfolgenden Fahrzeugs, die sich auf seine Geschwindigkeitsschätzung und den Abstand des Fahrzeugs zum Zeitpunkt des letzten Spiegelblicks stützt. Je länger der letzte Blick zurückliegt, desto ungenauer ist demnach seine Schätzung und desto größer das Risiko, dass er die Situation falsch einschätzt.

Inwieweit dies in der jeweiligen Situation tatsächlich zu einer Gefährdung führt, wird im Rahmen einer abschließenden Kritikalitätsanalyse überprüft, die, wiederum basierend auf einer Vorwärtssimulation mit konstanter Geschwindigkeit, die die dem nachfolgenden Fahrzeug zugemutete Verzögerung gewichtet mit der Durchführungswahrscheinlichkeit des Fahrstreifenwechsels als Kritikalitätsmaß verwendet.

## 2.3 Beispielszenario

In Abb. 7 ist die Ausgabe des Systems beispielhaft für die Verdeckungssituation aus Abb. 1 dargestellt. Da bei der Messdatenaufnahme keine gefährlichen Situationen herbeigeführt werden konnten, wurde das Motorrad erst im Nachhinein als virtuelles Risikofahrzeug in einen bestehenden Datensatz eingefügt. Dieses nähert sich mit einer Differenzgeschwindigkeit von 15 m/s dem eigenen Fahrzeug, dessen Fahrer bei $t = 8.5\,\mathrm{s}$ einen Fahrstreifenwechsel durchführt, um ein langsameres Vorderfahrzeug zu überholen. Zeitlich ist die Situation so abgestimmt, dass das Motorrad zur Unfallvermeidung eine Vollbremsung mit ca. $10\,\mathrm{m/s^2}$ durchführen müsste.

Kritisch wird die Situation insbesondere dadurch, dass das Motorrad erst 3 Sekunden vor dem geplanten Spurwechselzeitpunkt für den Fahrer sichtbar wird. Obwohl zu diesem Zeitpunkt bereits absehbar ist, dass der Fahrer bei $t = 8.5\,\mathrm{s}$ einen Fahrstreifenwechsel durchführen möchte, gibt der 3-Sekunden-Klassifikator eine mit 50% ($t_\mathrm{H} = 3\,\mathrm{s}$, $t = 5.5\,\mathrm{s}$) noch vergleichsweise geringe Kritikalität aus, da davon ausgegangen wird, dass der Fahrer wahrscheinlich noch einmal in den Spiegel schauen wird. Da dieser Fall jedoch nicht eintritt, steigt die Kritikalität beim 2-Sekunden-Klassifikator auf 65% ($t_\mathrm{H} = 2\,\mathrm{s}$, $t = 6.5\,\mathrm{s}$) und beim 1-Sekunden-Klassifikator auf 90% ($t_\mathrm{H} = 1\,\mathrm{s}$, $t = 7.5\,\mathrm{s}$).

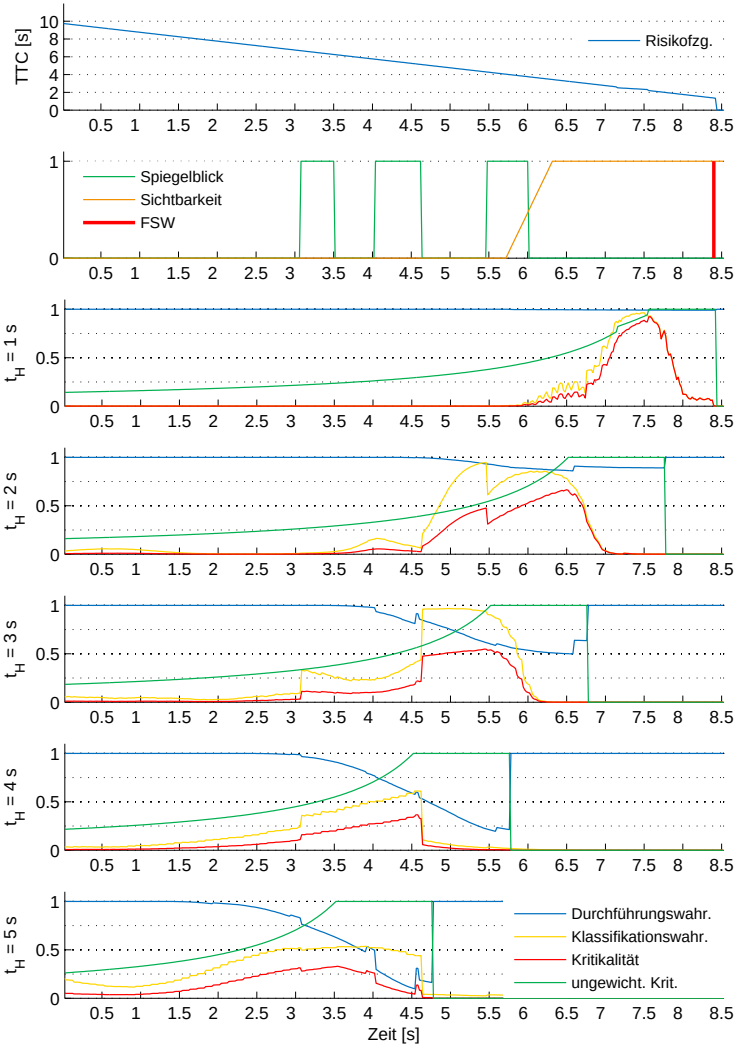



Abbildung 7: Ergebnis der Situationsinterpretation für eine Verdeckungssituation.

# 3 Situationsinterpretation im Kreuzungsbereich

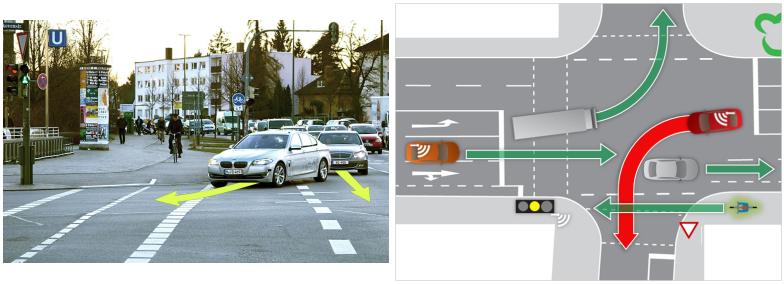


Abbildung 8: Beispielszenarien Kreuzung.

Die im vorangegangenen Abschnitt vorgestellte Methodik lässt sich in ihren Grundzügen auch auf Situationen im Kreuzungsbereich anwenden. Abb. 8 zeigt zwei typische Szenarien: Das Rechtsabbiegen in Gegenwart eines sich parallel zur Straße bewegenden Radfahrers, und das Linksabbiegen bei Gegenverkehr. Die zweite Situation wird dadurch kritisch, dass die Aufmerksamkeit des Fahrers durch den an der Ampel anhaltenden Gegenverkehr gebunden wird und dieser den teilweise durch die B-Säule verdeckten Radfahrer dadurch möglicherweise übersieht.

In beiden Fällen lässt sich aus dem Blickverhalten des Fahrers ableiten, wie wahrscheinlich es ist, dass er den Radfahrer gesehen hat. Insbesondere dann, wenn der Fahrer überhaupt nicht in die Richtung des Radfahrers schaut, oder dieser zum Zeitpunkt des Blickes noch vollständig verdeckt war, kann das Informationsdefizit des Fahrers eindeutig als solches identifiziert und durch eine entsprechende Warnung behoben werden.

Darüber hinaus kann das Blickverhalten des Fahrers auch als Indikator für dessen Handlungsabsicht herangezogen werden. Im Rahmen eines Fahrversuchs bei BMW wurden dazu Blickrichtung und Kopfdrehung von 5 Probanden bei je 5-10 Rechtsabbiegemanövern und Geradeausfahrten an der in Abb. 8 links dargestellten Kreuzung aufgezeichnet. Abb. 9 zeigt die Ergebnisse. Die Nullmarke der Abszisse entspricht hierbei der Distanz, bei der der im Bild dargestellte Radweg beim Rechtsabbiegen erreicht wird bzw. würde. Die eingetragenen TTC-Werte sind lediglich als Orientierung gedacht und sind über alle Überfahrten gemittelt. Offenbar lassen sich Rechtsabbiege- und Geradeausfahrten allein durch Abfrage des Merkmals, ob innerhalb der letzten drei Sekunden ein Blick nach rechts stattgefunden hat, bereits 2 Sekunden vor Erreichen des Radweges recht gut voneinander unterscheiden.

Interessant ist auch, dass sich die Kopfdrehung mindestens ebenso gut als Merkmal für die Intentionserkennung zu eignen scheint wie die deutlich schwerer zu beobachtende Blickrichtung des Fahrers. Für die Vorhersage von Fahrstreifenwechseln sind in [9] ähnliche Ergebnisse berichtet worden. Allerdings ist zu vermuten, dass die Kenntnis der genauen Blickrichtung des Fahrers Vorteile bei der Modellierung von dessen Situationsbewusstsein mit sich bringt. Inwieweit dies tatsächlich der Fall ist, bleibt Gegenstand zukünftiger Untersuchungen.

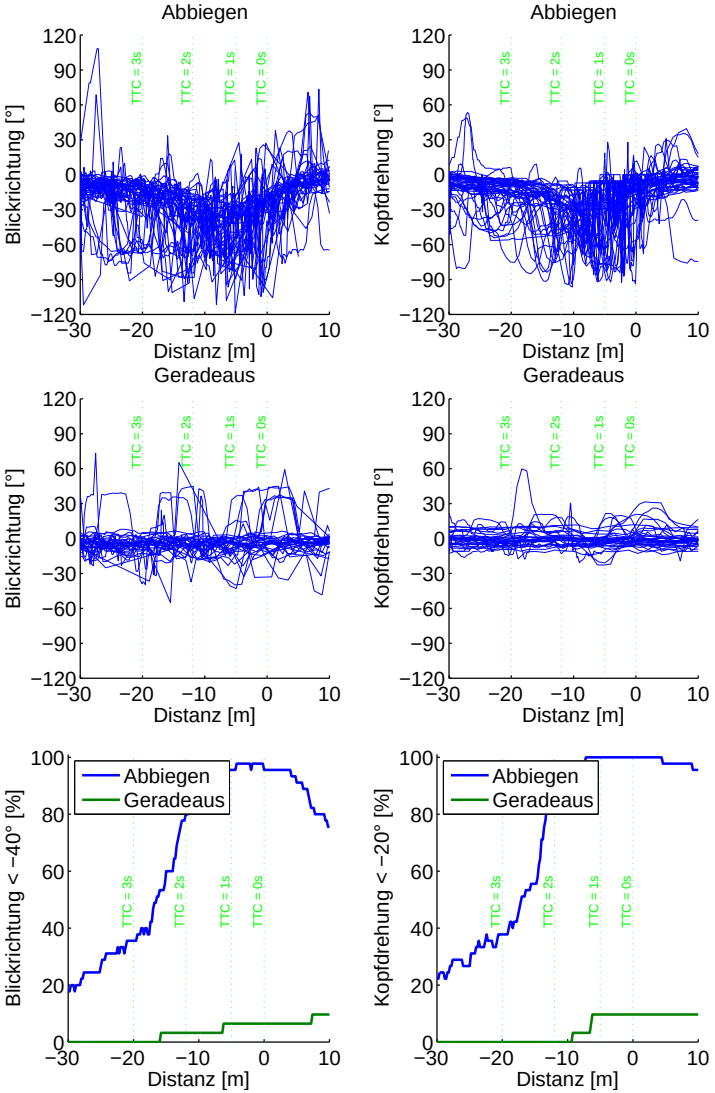



Abbildung 9: Blickverhalten und Kopfdrehung beim Rechtsabbiegen sowie das Ergebnis der Merkmalsgenerierung basierend auf dem Fahrerverhalten der letzten 3 Sekunden.

# 4 Zusammenfassung

Im vorliegenden Manuskript wurde eine Assistenz in Form eines elektronischen Copiloten vorgeschlagen, der auf Basis von Annahmen über das Situationsbewusstsein des Fahrers über die Notwendigkeit einer Warnung entscheidet. Die Grundzüge des Konzepts wurden am Beispiel eines Fahrstreifenwechselassistenten diskutiert und anschließend auf die Situationsinterpretation im Kreuzungsbereich übertragen.

Dabei wurde die Notwendigkeit hervorgehoben, Absicht und Situationsbewusstsein des Fahrers getrennt voneinander zu modellieren, um diese anhand des Verhaltens von Fahrern in unkritischen Situationen anlernen und danach auf kritische Situationen verallgemeinern zu können.

Anhand zweier Probandenstudien wurde gezeigt, dass das Absicherungsverhalten des Fahrers nicht nur Rückschlüsse auf dessen Situationsbewusstsein zulässt, sondern auch als Indikator für seine Handlungsabsicht herangezogen werden kann. Hinsichtlich der Risikobewertung von Verkehrssituationen haben Absicht und Situationsbewusstsein des Fahrers oft einen gegensätzlichen Einfluss. Um diese sorgfältig gegeneinander abwägen zu können, sind weitere Untersuchungen zur Situationswahrnehmung des Fahrers unabdingbar.

# Literatur

[1] J. H. Schneider, "Modellierung und Erkennung von Fahrsituationen und Fahrmanövern für sicherheitsrelevante Fahrerassistenzsysteme," Ph.D. dissertation, Technische Universität Chemnitz, 2009.

[2] "GIDAS - German In-Depth Accident Study," 2011.

[3] "Reviere der Blinkmuffel," Auto Club Europa, Tech. Rep., 2008.

[4] B. Morris, A. Doshi, and M. Trivedi, "Lane Change Intent Prediction for Driver Assistance : On-Road Design and Evaluation," in *2011 IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, 2011, pp. 895–901.

[5] M. J. Henning, "Preparation for lane change manoeuvres : Behavioural indicators and underlying cognitive processes," Dissertation, Technische Universität Chemnitz, 2010.

[6] S. Bayerl, "Kontextbasierte Vorhersage von kritischen Fahrstreifenwechseln," Masterarbeit, Fachhochschule Deggendorf, 2012.

[7] L. Kutschat, "Situationsinterpretation und probabilistische Risikobewertung von Fahrstreifenwechseln auf der Autobahn," Bachelorarbeit, Hochschule München, 2012.

[8] M. Mann, *Benutzerorientierte Entwicklung und fahrergerechte Auslegung eines Querführungsassistenten.* Göttingen: Audi Dissertationsreihe. Cuvillier Verlag, 2007.

[9] A. Doshi and M. Trivedi, "A comparative exploration of eye gaze and head motion cues for lane change intent prediction," in *2008 IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, 2008, pp. 49–54.

# Rückmeldung von Automations(un)sicherheit als Möglichkeit zur Verbesserung der Kontrollierbarkeit von Automationsfehlern bei hoch- bzw. teilautomatisiertem Fahren.

Matthias Heesen* und Martin Baumann†

**Zusammenfassung:**. Bei hochautomatisiertem Fahren muss sichergestellt werden, dass der Fahrer stets so rechtzeitig in den Regelkreis zurückgeholt wird, dass die Kontrollierbarkeit bei nicht angemessenem Systemverhalten gewahrt bleibt. Dies erfordert eine Prognose eines zukünftigen Systemzustandes, was mit einer teils erheblichen Vorhersageunzuverlässigkeit einhergeht. Wenn möglichst alle wahren kritischen Systemzustände von einem Alarm abgedeckt werden sollen, kann dies zu häufigen, für den Fahrer ungerechtfertigt erscheinenden, falschen Alarmen führen. Konsequenz daraus kann sein, dass auf Alarme nicht mehr adäquat reagiert wird. In einem Simulatorexperiment wurde eine Alarmstrategie untersucht, bei der dem Fahrer in Form einer Likelihood-Warnung kommuniziert wird, dass die Möglichkeit besteht, dass die Automation in unmittelbarer Zukunft ein unangemessenes Verhalten zeigen könnte.

**Schlüsselwörter:** Hochautomatisiertes Fahren, Kontrollierbarkeit, Driver in the Loop, Cry-Wolf

## 1 Einleitung

Assistenzsysteme die aktiv in die Fahraufgabe eingreifen oder Teile der Fahraufgabe übernehmen, wie z.B. ACC Systeme, sind bereits seit einiger Zeit in Serienfahrzeugen zu finden. Forschung und Entwicklung adressieren schon wesentlich komplexere und dynamischere Einsatzszenarien für eingreifende Assistenzsysteme, wie z.B. Autobahnbaustellen, Überlandstraßen, Innenstadtszenarien wie z.B. Kreuzungen etc.
Teil- und hochautomatisiertes Fahren sind dabei zwei Ausprägungsformen in denen das Fahrzeug die longitudinale und laterale Kontrolle über das Fahrzeug vollständig übernimmt, die eigentliche Fahraufgabe also von einer Automation übernommen wird [1].
Trotz allen Fortschritts ist es jedoch gegenwärtig noch nicht möglich, ein Assistenzsystem so zu gestalten, dass es mit Sicherheit in allen potentiell möglichen Situationen adäquat reagiert [2]. Relevante Merkmale der Umgebung können nicht, falsch oder zu spät

* Matthias Heesen ist wissenschaftlicher Mitarbeiter am Institut für Verkehrssystemtechnik des Deutschen Zentrums für Luft- und Raumfahrt, Lilienthalplatz 7, 38108 Braunschweig (e-mail:matthias-johannes.heesen@dlr.de).

† Martin Baumann ist Gruppenleiter am Institut für Verkehrssystemtechnik des Deutschen Zentrums für Luft-und Raumfahrt, (e-mail:martin.baumann@dlr.de).

identifiziert bzw. interpretiert werden. Daraus resultierendes situationsunangemessenes Verhalten des Systems, erfordert vom Fahrer kompensierendes Eingreifen.
Gegenwärtige Kontrollierbarkeitsansätze gehen meist von einem aktiven Fahrer aus, welcher der Fahraufgabe genügend Aufmerksamkeit schenkt [3], um bei Erreichen der Grenzen des Systems entsprechend einzugreifen. Es gibt jedoch kaum Untersuchungen bzw. Ansätze, die die Kontrollierbarkeit bei Automatisierungsgraden, die über die bestehenden Systeme hinausgehen, berücksichtigen, wie z.B. bei teil- und hochautomatisierten Fahrzeugen.
Beim teilautomatisierten Fahren muss der Fahrer das System permanent überwachen, um somit jeder Zeit fähig zu sein, die Kontrolle vom Fahrzeug übernehmen zu können. Empirische Studien konnten aber zeigen, dass der Mensch in der Ausführung von dauerhaften Überwachungsaufgaben fehleranfällig ist [4]. Bei seltenem tatsächlichen Fehlverhalten des Assistenzsystems, steigt darüber hinaus das Vertrauen der Fahrer in das System, so dass die tatsächliche Leistungsfähigkeit des Systems überschätzt werden kann [5], [6]. Zum einen wird dadurch eine vermehrte Abwendung von der Fahr- bzw. Überwachungsaufgabe gefördert [7], zum anderen wird mit unangepasstem Systemverhalten nicht gerechnet, weshalb solches den Fahrer unvorbereitet treffen kann.
Bei hochautomatisiertem Fahren darf sich der Fahrer, im Gegensatz zum teilautomatiserten Fahren, sogar explizit, zumindest temporär, sowohl aus der Ausführung der Fahraufgaben als auch der Überwachung des Systems zurückziehen und sich anderen, der Fahraufgabe fremden, Tätigkeiten zuwenden. Hier muss jedoch sichergestellt werden, dass der Fahrer mit einem bestimmten Zeitpuffer zurück in die Fahraufgabe geholt werden kann [1], so dass er in der Lage ist dort angemessen die Kontrolle auszuführen, wo das System an seine Grenzen stößt.
Bei willentlicher oder unbewusster Vernachlässigung der Fahr- und Überwachungsaufgabe muss in beiden Fällen sichergestellt werden, dass zum Zeitpunkt der notwendigen Kontrollübernahme durch den Fahrer eine korrekte, vollständige und kohärente mentale Repräsentation der aktuellen Situation einschließlich des Automationszustandes vorliegt. Diese Situationsrepräsentation [8], [9] ist bei einer verminderten Beschäftigung mit der Fahraufgabe nur eingeschränkt ausgeprägt. Es bedarf einer gewissen Latenzzeit, um dieses wieder aufzubauen.
Der Fahrer muss demzufolge bereits vor bzw. spätestens zum Zeitpunkt der kritischen Situation, in der sich die Automation möglicherweise unangemessen verhält, über eine ausreichende Situationsrepräsentation verfügen.
Der Aufbau einer adäquaten Situationsrepräsentation in einer kritischen Situation ließe sich über eine, unangepassten Systemverhaltens vorausgehende, Information bzw. Warnung des Fahrers erreichen, die meldet, dass die Automation in der aktuellen Situation kein adäquates Verhalten garantieren kann. Dazu müssen jedoch bestimmte Implikationen berücksichtigt werden, die bei der Prädiktion eines Ereignisses, wie einem unangepassten Systemverhalten, auftreten können. Die Prädiktion eines möglichen unangepassten Verhaltens der Automation ist, basierend auf probabilistischen Ansätzen bei der Interpretation von Umfelddaten, nur mit einer begrenzten Zuverlässigkeit möglich. Die Vorhersage wird umso ungenauer, desto weiter der zeitliche Horizont der Vorhersage

gespannt ist. Das bedeutet, dass häufiger eine Warnung vor einem Ausfall oder Fehlverhalten der Automation ausgelöst werden könnte, weil sich z,B. die Situationserkennung zwar verschlechtert, die Automation aber kein Fehlverhalten zeigt, weil die Situationserkennung in der konkreten Situation immer noch ausreichend war. Die probabilistische Natur derartiger Vorhersagen eines möglichen Fehlverhaltens der Automation kann damit zu einer hohen Anzahl von falschen Alarmen dieser Fehlerwarnung bei gleichzeitig geringer Basisrate von tatsächlichem Fehlverhalten führen. Auf Seiten des Fahrers führt das Erleben von häufigen falschen Alarmen dazu, dass die Warnung als nicht effektiv angesehen wird und nicht mehr oder nur verzögert auf Warnungen reagiert wird, bzw. diese nicht akzeptiert und im schlimmsten Fall als störend angesehen werden [10]. Dieser Effekt ist als sogenannter Cry-Wolf Effekt bekannt [11]. Bei einem Cry-Wolf Effekt steigt die subjektiv empfundene Urteilssicherheit, dass nach einem Alarm kein negatives Ereignis, wie ein Automationsfehler, folgt.

Übliche Alarmsysteme sind wahrscheinlich besonders ungeeignet, da sie eine sehr hohe Anfälligkeit gegenüber dem Cry-Wolf Effekt haben. Bei dichotomen Alarmsystem (Kein Alarm / Alarm) stellen falsche Alarme negative Evidenz für die mit dem Alarm assoziierte Regel "wenn Alarm, dann kritisches Ereignis" dar. Es könnte gelernt werden, dass auf einen Alarm kein negatives Ereignis folgt.

Eine Möglichkeit den Fahrer trotz begrenzter Zuverlässigkeit der Fehlervorhersage effektiv und stabil auf ein tatsächlich stattfindendes Ereignis vorzubereiten und somit den Cry-Wolf Effekt zu vermieden bzw. zumindest stark abzuschwächen, wäre die Nachvollziehbarkeit von variablem Systemverhalten zu steigern und die subjektive Urteilssicherheit über das Eintreten der Konsequenz einer Fehlerwarnung zu maximieren.

In dem hier vorgestellten Ansatz wurde hierfür die Rückmeldung situativer Automationsunsicherheit gewählt. Dem Fahrer wird hier zurückgemeldet, dass die Automation sich in dieser Situation nicht sicher über die Beschaffenheit der Situation ist, es handelt sich also um eine Art Vertrauensindikator. Diese Art der Rückmeldung beinhaltet sowohl die Möglichkeit eines unangemessenen, aber auch eines angemessenen Bewältigens der Situation durch die Automation. Diese Alarmstrategie basiert auf den sogenannten Likelihoodalarmen [12]. Hier wird das herkömmliche dichotome Alarmschema „kein Alarm / Alarm“ erweitert um eine Zwischenstufe, die nicht verbindlich warnt, sondern lediglich die Möglichkeit eines kritischen Zustandes kommuniziert (Abbildung 1).

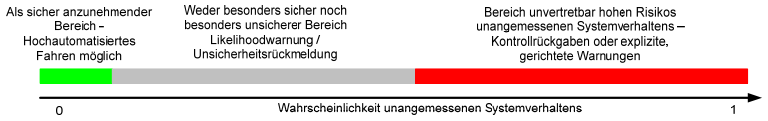



Abbildung 1: Bereiche einer Likelihoodalarm-Strategie

Die einfache Regel: "wenn Alarm, dann Fehler" wird erweitert zu: "Wenn Fehlerwarnung dann Fehlermöglichkeit". Ein falscher Alarm in dem Sinne, würde dadurch nicht mehr existieren. Durch die Formulierung des Likelihoodalarms als Automationsunsicherheit

könnte zudem eine höhere Nachvollziehbarkeit variablen Systemverhaltens und der Gründe unangepassten Automationsverhaltens erreicht werden. Das System würde so für den Fahrer insgesamt transparenter gestaltet werden, da eine zusätzliche Information, dass das System auch unsicher über die Angemessenheit seines Handelns sein kann, das mentale Modell des Fahrers von der Automation vollständiger macht.
Mehrere Untersuchungen konnten bereits zeigen, dass die Likelihood-Alarmstrategie herkömmlichen Alarmen gegenüber, bezüglich der Anfälligkeit für einen Cry-Wolf-Effekt, im Vorteil ist, wenn berechtigte Alarme im tatsächlichen Alarmbereich liegen und Alarme ohne nachfolgendes unangemessenes Systemverhalten im Likelihoodbereich [13]. D.h. nach längeren Sequenzen von Likelihoodalarmen ohne nachfolgendes unangemessenes Systemverhalten erhielten Versuchspersonen wieder einen verbindlichen Alarm dem auch tatsächlich ein unangemessenes Systemverhalten folgte. Die Reaktion auf das tatsächlich vorliegende unangemessene Systemverhalten fiel dadurch besser aus als in der Bedingung in der es diese Zweiteilung des Alarmbereichs nicht gab und nur verbindliche Alarme gegeben wurden.
Was jedoch noch nicht ausreichend geklärt wurde, ist wie gut Versuchspersonen ein tatsächliches Fehlverhalten einer Automation kontrollieren können, vor dem sie einen Likelihoodalarm erhielten. In diesem Fall werden zunächst mehrere Situationen erlebt, in denen Likelihoodalarme ohne nachfolgendes unangemessenes Systemverhalten erfahren wurden, bis dann ein Likelihoodalarm von einem tatsächlichen unangemessenen Systemverhalten gefolgt wird.
Wenn es durch einen Likelihoodalarm tatsächlich zu einer Erweiterung des Verständnisses des Systems kommt, und Fehlermöglichkeitszustände in das mentale Modell der Funktionsweise der Automation integriert werden, dann müsste die Kontrollierbarkeit bei einem unangemessenen Systemverhalten trotz mehrmalig erlebter Likelihoodalarme ohne nachfolgendes unangemessenes Systemverhalten besser sein als bei einem traditionellen dichotomen Alarm und die Neigung zu einem Cry-Wolf Effekt somit niedriger.

# 2 Untersuchung

Um dies zu untersuchen führten wir ein Experiment in einem fixed-base Fahrsimulator des DLR Instituts für Verkehrssystemtechnik in Braunschweig durch. Von besonderem Interesse bei der Untersuchung war die Frage, wie gut Versuchspersonen in der Lage sind ein unangepasstes Systemverhalten zu kontrollieren, vor dem ein Alarm geäußert wurde, wenn in diversen Situationen vorher die Erfahrung eines Alarms ohne nachfolgendes unangemessenes Systemverhaltens gemacht, also ein Potential für ein Cry-Wolf Effekt aufgebaut wurde. Wir verglichen hierfür Alarme als Likelihoodalarmstrategie, in der Alarme in Form von Automationsunsicherheit gegeben wurden, mit verbindlichen Alarmen einer normalen, dichotomen Alarmstrategie.
Die zweite adressierte Frage war, wie sehr sich bei diesen beiden Alarmstrategien ein unterschiedlich hohes Cry-Wolf-Potential, verursacht durch unterschiedliche Häufigkeit des Erlebens von Alarmen ohne nachfolgendes unangepasstes Systemverhalten, (bei normalen, dichotomen Alarmen also falsche Alarme), auf die Kontrollierbarkeit eines tatsächlichen unangemessenen Systemsverhaltens auswirkt, vor dem auch ein Alarm

geäußert wurde. Dafür variierten wir die Häufigkeit der erlebten Alarme bei berechtigtem Systemverhalten in den zwei Stufen, selten und häufig. Abbildung 2 stellt die daraus resultierenden Bedingungen in ihren Kombinationen als Versuchsplan dar.

| | | Häufigkeit von Alarmen bei berechtigtem Systemverhalten | |
|---|---|---|---|
| | | Selten | Häufig |
| Alarmstrategie | Unsicherheit | N = 10 | N = 10 |
| | Verbindlich | N = 10 | N = 10 |

Abbildung 2: Versuchsplan mit zwei je zweistufigen Faktoren, Alarmstrategie und Alarmreliabilität

Der Versuchsplan wurde als between-subjects-Design realisiert, d.h. jede Bedingungskombination wurde mit einer separaten Gruppe von Versuchspersonen untersucht.

## 2.1 Stichprobe

Insgesamt wurden 40 Versuchspersonen, 10 pro Bedingung, eingeladen. Die Gruppen wurden hinsichtlich Alter, Geschlecht und Fahrerfahrung soweit wie möglich ausbalanciert.

- Gruppe1: 5 weiblich (w) & 5 männlich (m), Alter: 20-54 Jahre, Mittelwert (MW): 34,6 Jahre, Führerschein: 2-38 Jahre, MW: 15,2 Jahre
- Gruppe 2: 4 w & 6 m Alter: 18-65 Jahre, MW: 36,6 Jahre. Führerschein: 1,5 – 40 Jahre, MW: 16,6
- Gruppe 3: 5w & 5m, Alter: 21-64 Jahre, MW: 41,1 Jahre. Führerschein: 4-43 Jahre, MW:21,8 Jahre
- Gruppe 4: 5w & 5m, Alter: 21-66 Jahre, MW: 42,3 Jahre. Führerschein: 1-53 Jahre, MW: 21,2 Jahre

## 2.2 Methodik

Das Grundszenario war eine Fahrt über eine gerade Autobahn mit drei Fahrstreifen. Dabei wurden die Versuchspersonen unterstützt durch ein Adaptive Cruise Control (ACC) System kombiniert mit einem Heading Control System das eine Spurunterstützung lieferte. Die Versuchspersonen erlebten jeweils insgesamt 41 Situationen mit einem Fremdfahrzeug. Die ersten 40 Situationen dienten zur Erzeugung eines Cry-Wolf Potentials und bestanden aus den Situationsklassen A, B, C und D. Bei den Klassen A und B handelte es sich um normale, unkritische Situationen (Abbildung 3), bei den Klassen B und D, handelte es sich um potentiell kritische Situationen, in denen die Automation jedoch immer situationsangemessen, also berechtigt, reagierte (Abbildung 4). In der Bedingung seltener Alarm bei berechtigtem Systemverhalten wurde in den Situationen der Klasse D, also 4 Mal in 40 Situationen (Abbildung 6), ein Alarm geäußert, nach welchem die Automation jedoch angemessen auf die Situation reagierte (Abbildung 5). In der Bedingung häufiger Alarm bei berechtigtem Systemverhalten wurden, sowohl in der Situationsklasse D als auch in der Situationsklasse C, also 12 Mal in 40 Situationen

(Abbildung 6), ein Alarm geäußert nach welchem die Automation jedoch angemessen auf die Situation reagierte. Durch diese Variation der unterschiedlichen Häufigkeit der erlebten Alarme bei berechtigtem Systemverhalten sollten unterschiedlich stark ausgeprägte Neigungen zu einem Cry-Wolf Effekt erzeugt werden.
In der 41. Situation handelte es sich um Situationsklasse E (Abbildung 5), diese war ähnlich der Klasse D mit dem Unterschied, dass hier die Automation nach dem gegebenen Alarm nicht situationsangemessen reagierte. Das bedeutete, dass das ACC nicht auf das Vorderfahrzeug reagierte, der Fahrer musste hier selbst bremsen um eine Kollision zu vermeiden.

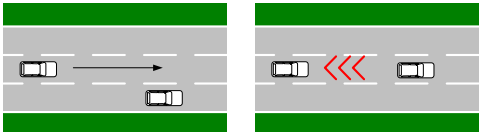


Abbildung 3: Normale, unkritische Situationen. Links Situationsklasse A, einfaches passieren eines Fahrzeuges auf dem rechten Fahrstreifen. Rechts: Situationsklasse B, bremsen und Folgefahrt hinter einem Fahrzeug auf dem mittleren Fahrstreifen.

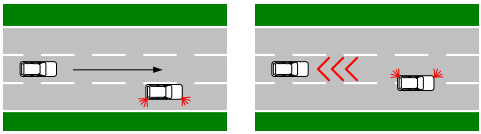


Abbildung 4: Potentiell kritische Situationen. Links Situationsklasse C, berechtigtes passieren eines Fahrzeuges das leicht versetzt auf dem rechten Fahrstreifen fuhr. Rechts: Situationsklasse D, berechtigtes Abbremsen hinter einem Fahrzeug das teils auf dem mittleren Fahrstreifen fuhr.

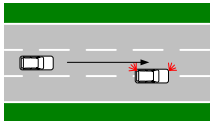


Abbildung 5: Situationsklasse E: unberechtigtes ausbleiben der Abbremsung und Folgefahrt hinter einem teils auf dem mittleren Fahrstreifen fahrenden Fahrzeug.

Auf Basis dieses Grundszenarios verglichen wir die Güte der Kontrollierbarkeit in der Situation 41. zwischen den beiden Alarmstrategien (Unsicherheit & Verbindlich) jeweils bei selten gemachter Erfahrung eines Alarms bei berechtigtem Systemverhalten (niedriges Cry Wolf Potential) als auch bei häufig gemachter Erfahrung eines Alarms bei berechtigtem Systemverhalten (hohes Cry Wolf Potential).
Während der Fahrt wurde dem Fahrer eine Nebenaufgabe zur Bearbeitung angeboten. Diese wurde eingeführt, um eine Ablenkung von der Fahraufgabe zu provozieren. Der

Fahrer wurde dabei ausdrücklich darauf hingewiesen, dass er stets für ein sicheres Fahren verantwortlich bleibt.

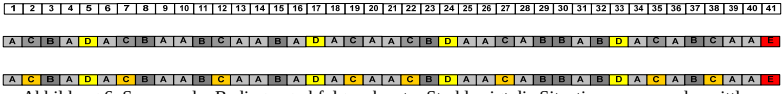



Abbildung 6: Sequenz der Bedingungsabfolge: oberster Strahl zeigt die Situationsnummer, der mittlere Strahl stellt die Abfolge für die Bedingung mittlere Reliabilität dar, es wurde in den gelb markierten Segmenten ein unberechtigter Alarm geäußert. Der unterste Strahl stellt die Abfolge der Bedingung niedrige Reliabilität dar, hier wurden zusätzlich zu den gelben Segmenten auch in den orangenen Segmenten unberechtigte Warnungen geäußert.

Da es nicht Fokus der Arbeit war ein Design für einen Likelihoodalarm zu entwickeln, wurden für die unterschiedlichen Alarmstrategien Stellvertretersymbole eingeführt (Abbildung 7). Durch Instruktion der Bedeutungen der Alarme wurden unterschiedliche mentale Modelle der beiden Alarmstrategien induziert. In der Likelihoodbedingung wurde die 3. Alarmstufe (Alarm) während der Fahrt nie erlebt, die Versuchspersonen erlebten in allen Alarmsituationen immer nur Stufe 2, den Likelihoodalarm. In der Instruktion wurde nur deshalb das 3er Schema gezeigt, damit die Einordnung der Zwischenstufe und damit die Bildung eines mentalen Modells zuverlässiger funktionierte.

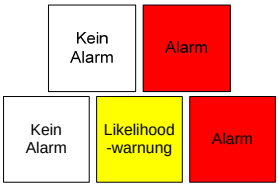



Abbildung 7: oben: Schema einer dichotomen Alarmstrategie, unten: Schema einer Likelihoodalarmstrategie

## 2.3 Ergebnisse

Vor der Auswertung wurden all die Versuchspersonen, die trotz fehlerhafter Warnung in der Situationsklasse D mindestens in 2 der 4 Situationen selbständig bremsten, nicht in die Analyse einbezogen. Der Grund für den Ausschluss war, dass diese, durch Ihr vorzeitiges Eingreifen, nicht erkennen konnten, dass es sich bei den erlebten Alarmen tatsächlich um falsche Alarme gehandelt hat und durch diese unterschiedliche Erfahrung ein anders Cry-Wolf Potential vorlag als bei den anderen Versuchspersonen.

Als Reaktionskriterium in der kritischen Kontrollierbarkeitssituation wurde die minimale Time-to-Collision (TTC) gewählt. Es gab in beiden Alarmbedingungen etwa gleich viele Fälle mit Kollisionen in dieser kritischen Kollisionsbedingung. Für diese wurde in der Auswertung die minimale TTC auf 0 gesetzt.

Es zeigte sich, dass die Fahrer, die Automationsunsicherheit zurückgemeldet bekamen, besser auf das Fehlverhalten der Automation in der kritischen Fahrsituation reagierten. Dies zeigte sich u.a. in einer höheren minimalen TTC (Abbildung 8). Die Fahrer brachten

Ihr Auto früher zum Stillstand. Die durchgeführte Varianzanalyse ergab zwar, dass der Unterschied knapp nicht signifikant wurde (F = 3,769 p. = 0.61), jedoch kann man hier von einem tendenziellen Effekt sprechen.
Die Häufigkeit der erlebten Alarme bei berechtigtem Systemverhalten wirkte sich in etwa gleich auf die beiden Alarmgruppen bezüglich der Reaktionszeit aus. Trotz des augenscheinlichen Effektes in Abbildung 8 hatte die Variation der Alarmhäufigkeit auch keinen tendenziellen Effekt auf die Reaktionsfähigkeit. Jedoch gab es einen deutlichen Unterschied was die Kollisionshäufigkeit angeht. Bei seltener Alarmhäufigkeit kollidierte in beiden Alarmgruppen jeweils eine Versuchsperson, bei häufiger Alarmhäufigkeit kollidierten jeweils 3 Versuchspersonen.

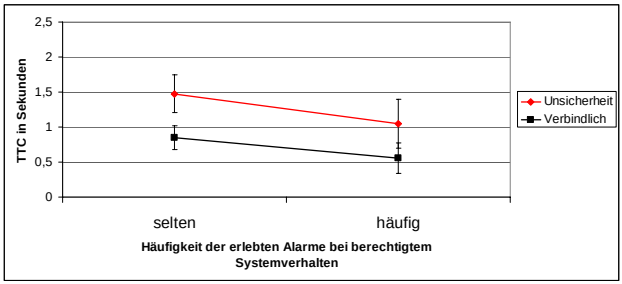



Abbildung 8: Minimale TTC in den Bedingungen Likelihoodalarm (LAD) und normaler Alarm (Binary). Je höher die minimale TTC, desto höher die Kontrollierbarkeit.

Als weitere Variable wurde das situative Vertrauen in die Automation unmittelbar nach den Situationen mit Alarm ohne nachfolgendes unagemessenes Systemverhalten erhoben. Hier zeigte sich, dass die Versuchspersonen in der Likelihoodalarm-Bedingung fast durchweg der Automation mehr Vertrauen entgegenbrachten als die Versuchspersonen in der Alarmgruppe. Der Unterschied zwischen beiden Bedingungen fällt zwar gering aus, jedoch ist er nach fast allen Situationen mit Alarm bei berechtigtem Systemverhalten erkennbar.

## 2.4 Diskussion

Die Ergebnisse weisen darauf hin, dass Likelihoodalarme, in Form von Automationsunsicherheit, und das damit verbundene mentale Modell zu einer anderen Verhaltensweise der Fahrer bei der Nutzung von Automation und zu einer anderen Beurteilung des Systems führen können. Darauf weisen sie situativen Vertrauensbeurteilungen und die Reaktionsqualität bei tatsächlichem unangemessenem Systemverhalten in der kritischen Situation hin. Alarme ohne nachfolgendes unangemessenes Systemverhalten wirken sich in der Likelihoodbedingung tendenziell weniger negativ auf das situative Vertrauen in die Automation aus als Alarme ohne nachfolgendes unangemessenes Systemverhalten bei konventionellen Alarmen. Die Versuchspersonen scheinen aufgrund der Likelihoodalarme, ein angemesseneres mentales

Modell der Automation gebildet zu haben als mit konventionellen Alarmen. Das Nichteintreten eines unangemessenen Systemverhaltens nach einem Likelihoodalarm wurde durchaus in Erwägung gezogen. Dafür spricht auch, dass die Fahrer nach einem Likelihoodalarm tendenziell in einer kritischen Situation, in der sie die Kontrolle übernehmen müssen, schneller reagieren, als nach konventionellen Alarmen, nachdem sie eine Reihe von Situationen erlebt haben, in denen auf die beiden Alarmtypen die Automation kein unangemessenes Verhalten zeigte.
Dennoch führten Likelihoodalarme nicht zu einer geringeren Anzahl von Kollisionen als konventionelle Alarme, unabhängig von der Anzahl der zuvor erlebten Alarme ohne nachfolgendes unangemessenes Systemverhalten. Dies ist möglicherweise darauf zurückzuführen, dass die Situation mit tatsächlichem unangemessenem Systemverhalten (Situationsklasse E Abbildung 5) sehr stark ähnlich zur Situationsklasse D (Abbildung 4) war, die ja schon vorher in Kombination mit einem Alarm erlebt wurde, hier jedoch die Automation immer richtig reagierte. Einige Versuchspersonen in der Bedingung Likelihoodalarm achteten hier zwar auf den Alarm, jedoch wurde die Situation zunächst, aufgrund der vorher gemachten Erfahrung, als ungefährlich klassifiziert und dadurch die Reaktionszeit erheblich verzögert. Es wurde in den vorherigen Situationen gelernt, dass in dieser Situation die Automation richtig reagieren würde. Es gab keinen Hinweis, dass diese Situation anders geartet wäre, als die Situationen, in denen die Automation zwar unsicher war, sie aber dennoch bewältigte. Dies war aus Sicht der experimentellen Kontrolle zwar notwendig, kann aber einen tendenziell vorhandenen positiven Effekt der Likelihoodalarme für die Kontrollierbarkeit von teil- und hochautomatisierten Assistenzsystemen, wie er sich in der geringeren TTC bei Likelihoodalarmen zeigt, reduziert haben. Eine genauere Abschätzung des Potentials von Likelihoodalarmen bedarf weiterer Untersuchungen, in denen die Situationen weniger häufig und mit höherer Variation auftreten und in denen das Verhalten der zugrunde liegenden Automation realistischer simuliert wird.

# 3 Fazit

Insgesamt scheint die Rückmeldung von Automationsunsicherheit, einen vielversprechenden Ansatz zur Erhöhung der Kontrollierbarkeit bei gleichzeitiger Minimierung des Cry-Wolf Effekts darzustellen. Der Likelihoodalarm als Automationsunsicherheitsrückmeldung zeigt auf unterschiedliche Art und Weise Wirkung. Zum einen in einer tendenziellen Verbesserung der Reaktionsqualität, zum anderen auch hinsichtlich anderer Parameter wie z.B. dem Vertrauen in die Automation.
Bei komplexen Assistenzsystemen, wie sie teil- und hochautomatisierte Fahrerassistenzsysteme darstellen, ermöglicht die Rückmeldung von Unsicherheit eine zusätzliche Einblickmöglichkeit des Fahrers in das System. Ebenso kann dadurch ein adäquateres Bild davon vermittelt werden, dass auch eine Automation an Ihre Grenzen stoßen kann. Unter dem Stichwort der *Kooperation* zwischen Fahrer und Automation könnte hier der Dialog zwischen Mensch und Maschine in der Art gestaltet werden, dass eine dynamische Rollenverteilung bezüglich der Ausführung zur Kontrolle bzw. der Bereitschaft zur Kontrollausführung erreicht wird. Der Mensch kann seinem "Partner", der

Automation, in den Situationen beistehen, die für sie unklar und möglicherweise nicht zu bewältigen sind. Jedoch muss hier noch weitere Forschung betrieben werden. Hierbei müssen Fragen in die Richtung geklärt werden, unter welchen Bedingungen eine Likelihoodwarnung einem konventionellen Alarmsystem tatsächlich überlegen ist. Ebenso von Interesse ist, wie ein Likelihoodalarm gestaltet werden muss, damit diese zu adäquateren mentalen Modellen der Automation beim Fahrer beitragen. Diese Punkte werden in nachfolgenden Studien genauer beleuchtet.

## Literatur


[1] Gasser, T.M., Arzt, C., Ayoubi, M., Bartels, A., Eier, J., Flemisch, F., Häcker, D., Hesse, T., Huber, W., Lotz, C. Maurer, M., Ruth-Schumacher, S., Schwarz, J., Vogt, W. (2012) Rechtsfolgen zunehmender Fahrzeugautomatisierung. BASt-Bericht F83

[2] Winner, H. (2011), Die Freigabefalle des autonomen Fahrens. 5. Darmstädter Kolloquium Mensch & Fahrzeug. Darmstadt

[3] Neukum, A. & Krüger, H.-P. (2003) Fahrerreaktionen bei Lenksystemstörungen – Untersuchungsmethoden und Bewertungskriterien. VDI-Berichte, 1791, S. 297-318

[4] Molloy, R. & Parasuraman, R. (1996) Monitoring an Automated System for a Single Failure: Vigilance and Task Complexity Effects. Human Factors Vol. 38, No.2

[5] Lee & See (2004). Trust in Automation: Designing for Appropriate Reliance. Human Factors vol. 46, no. 1 pp. 50-80

[6] Niederee, U. & Vollrath, M. (2009) Systemausfälle bei Längsführungsassistenten – Sind bessere Systeme schlechter? 8.Berliner Werkstatt Mensch Maschine Systeme, Berlin.

[7] Parasuraman, R,. Molloy, R. & Singh, I. L. (1993) Performance Consequences of Automation-Induced 'Complacency' The International Journal of Aviation Psychology Vol 3, No 1

[8] Endsley, M. R. (1996). Automation and situation Awareness. In R. Parasuramann & M. Mouloua (Hrsg.) Automation and Human Performance: Theory and applications (pp. 163-181). Mahwah, NJ: Lawrence Earlbaum

[9] Baumann, M. & Krems, J. F. (2009). A Comprehension Based Cognitive Model of Situation Awareness. In V. D. Duffy (ed.), *Digital Human Modeling, Vol. 5620* (pp. 192--201). Springer, New York.

[10] Bliss, J.P., Gilson, R. & Deaton, J. (1995) Human Probability Matching Behaviour in Response to Alarms of Varying Reliability. Ergonomics, 38, 2300-2310

[11] Breznitz, S. (1986). Cry Wolf: the Psychology of False Alarms. Psychology Press, Taylor & Francis Group, New York.

[12] Sorkin, R.D., Kantowitz, B.H. & Kantowitz, S.C. (1988). Likelihood Alarm Displays. *Human Factors*, 30 (4), 445-459

[13] Wiczorek, R. & Manzey, D. (2011) Verhaltenswirksamkeit von Likelihood Alarmsystemen. Fortschritt Berichte VDI Reihe 22 Nr. 33

# Zeitliche Gestaltung effektiver Fahrerinformationen zur Kollisionsvermeidung auf der Basis kooperativer Perzeption

Frederik Naujoks*, Heidi Grattenthaler* und Alexandra Neukum*

**Zusammenfassung:** Zukünftige kooperative Kommunikationstechnologien ermöglichen es – über Notfallwarnungen hinaus – frühzeitige Informationen über potenzielle Gefahrensituationen an den Fahrer zu vermitteln. In Anlehnung an Forschungsergebnisse zu Fahrerwarnungen wird erwartet, dass die Effektivität dieser Fahrerinformationen einerseits von deren Übermittlungszeitpunkt abhängt, andererseits von situationsspezifischen Fahrererwartungen. N = 20 Probanden befuhren in einer Simulatorstudie Längsverkehrs- und Kreuzungsszenarien unterschiedlicher Vorhersehbarkeit der Situationsentwicklung. In einem Head-Up-Display wurden zu verschiedenen Zeitpunkten Fahrerinformationen über bevorstehende Konflikte dargeboten (bis zu vier Sekunden vor dem letztmöglichen Warnzeitpunkt in fünf Abstufungen). Die Ergebnisse zeigen, dass die Probanden Informationen zwei bis drei Sekunden vor dem letztmöglichen Warnzeitpunkt präferieren, wobei deren Wirkung von der Vorhersehbarkeit der Konflikte abhängt: Vor allem in überraschenden und unerwarteten Szenarien zeigen sich positive Effekte auf das Fahrverhalten. Als Zeitfenster für effektive Fahrerinformationen kann auf Basis der vorliegenden Ergebnisse eine Zeit von mindestens einer Sekunde, im besten Fall zwei bis drei Sekunden vor dem letztmöglichen Warnzeitpunkt empfohlen werden.

**Schlüsselwörter:** C2X-Kommunikation, Fahrer-Fahrzeug-Schnittstelle, Fahrerinformation, Fahrsimulation.

## 1 Einleitung

Das Forschungsprojekt Ko-PER im vom Bundesministerium für Wirtschaft und Technologie geförderten Verbundprojekt Ko-FAS (www.kofas.de) zielt mittels einer möglichst vollständigen Erfassung der lokalen Verkehrsumgebung über verteilte Sensornetzwerke auf Verbesserungen der präventiven Sicherheit im Straßenverkehr ab. Über drahtlose Fahrzeug-Fahrzeug- und Fahrzeug-Infrastruktur-Kommunikation werden Informationen über das Verkehrsgeschehen gewonnen und mit der fahrzeuglokalen Umfeld-Erfassung fusioniert, um ein möglichst vollständiges Gesamtbild der aktuellen Verkehrssituation zu erhalten (kooperative Perzeption). Somit können im Vergleich zur lediglich fahrzeuglokalen Sensorik potenzielle Konfliktsituationen vollständiger und früher erkannt werden, was eine frühzeitigere Fahrerunterstützung ermöglicht. Funktions- und MMI-Entwicklung verlaufen im Forschungsprojekt Ko-PER synchron. Die MMI-Gestaltung verfolgt das

* Interdisziplinäres Zentrum für Verkehrswissenschaften an der Universität Würzburg (IZVW), (e-mail: naujoks@psychologie.uni-wuerzburg.de, grattenthaler@psychologie.uni-wuerzburg.de, neukum@psychologie.uni-wuerzburg.de)

Ziel, geeignete Informationsstrategien zur Fahrerunterstützung zu ermitteln. Der Projektfokus liegt hierbei in der Fahrerunterstützung in zeitkritischen Konfliktsituationen.

Vorgestellt werden in dieser Arbeit Ergebnisse einer Simulatoruntersuchung, die in kritischen Verkehrssituationen die Darbietung von Fahrerinformationen zur Konfliktentschärfung zum Gegenstand hatte. In Anlehnung an Forschungsergebnisse zu Fahrerwarnungen wird erwartet, dass die Effektivität dieser Fahrerinformationen einerseits von deren Übermittlungszeitpunkt abhängt, andererseits von situationsspezifischen Fahrererwartungen [1], d.h. der Möglichkeit, auf Konfliktsituationen antizipativ zu reagieren.

# 2 Hintergrund

## *2.1 Motivation*

Basis für die Ausgabe eines Informations- oder Warnsignals stellt die sog. Situationsanalyse dar, [2]. Auf Grundlage der fusionierten Daten der kooperativen Perzeption wird die aktuelle Verkehrssituation möglichst vollständig erfasst und eine probabilistische Situationsprognose inkl. einer prognostizierten Situationskritikalität erstellt. Die Bewertung der prognostizierten Situationskritikalität (z.B. über zeitbasierte Maße wie etwa die Time-to-Collision) kann genutzt werden, um die Art der Fahrerunterstützung zu priorisieren (z.B. Fahrerinformation bei (noch) niedriger Situationskritikalität oder dringliche Fahrerwarnung bei hoher prognostizierter Situationskritikalität). Die Herausforderung bei der Gestaltung frühzeitiger Informationen liegt an dieser Stelle in der Entscheidung über die Weitergabe einer Information, die zwar technisch erfassbar, möglicherweise aber aufgrund ihrer probabilistischen Natur unzuverlässig ist und sich somit negativ auf die Effektivität und Akzeptanz auswirken könnte [3; 4]. In Anlehnung an Befunde zu dringlichen Warnungen [5-7] müssen daher auch die **Zeitfenster für frühzeitige Fahrerinformationen** eingegrenzt werden: Für eine maximale Zuverlässigkeit und gleichzeitig minimale Ablenkung sollten die Informationen so spät wie möglich gegeben werden, allerdings so früh wie nötig, um noch eine adäquate Fahrerreaktion ermöglichen zu können. Hinweise für dieses Zeitfenster, welches eine wichtige Grundlage für die MMI-Gestaltung darstellt, liegen jedoch bisher nur vereinzelt vor (z.B. [8-10]) und wurden im Rahmen der hier berichteten Studie erarbeitet.

## *2.2 Konzeptueller Rahmen*

Etablierte, auf fahrzeuglokaler Sensorik basierende Konzepte zur Fahrerunterstützung in Konfliktsituationen sehen vor, unter Beachtung der Fahrerreaktionszeit Kollisionen mittels Darbietung einer Fahrerwarnung zu vermeiden und ggf. autonom in die Fahrzeugführung einzugreifen (z.B. [6; 11; 12]). Als geeignetes Zeitfenster für solch dringliche Warnungen (sog. „imminent crash warnings“, [13]) werden in einschlägigen Übersichtsarbeiten Intervalle von 700-1500 ms vor dem unmittelbar bevorstehenden Unfall angegeben (z.B. [13; 14]). Durch kooperative Perzeption wird das Zeitfenster davor (> 1500 ms) für die Darbietung von Fahrerinformationen zugänglich [15]. Diese sog. „advisory warnings“ [13] oder „Risikoinformationen“, [11], im Folgenden Fahrerinformationen genannt, sollen die Aufmerksamkeit des Fahrers auf einen potenziellen Konflikt richten und Reaktionsbereitschaft herstellen [15]. Fahrerwarnungen hingegen zielen auf eine unmittelbare Fahrerreaktion zur Kollisionsvermeidung ab. Bei der Konzeption der Fahrerunterstützung in Ko-PER wird zunächst davon ausgegangen, dass etablierte zeitliche Warnstrukturen, die vielfach beschrieben bzw. untersucht wurden, beibehalten werden sollen, um eine konsistente Nachrichtenübermittlung an den Fahrer zu gewährleisten. Die zeitliche Struktur der auf fahrzeuglokaler Sensorik basierenden Warnkonzepte wird somit mittels

kooperativer Sensorik um eine frühzeitige Informationskomponente ergänzt, ohne die bisherige Zeitstruktur etablierter Warnkonzepte (d.h. dringlicher Fahrerwarnungen) zu verändern (siehe Abbildung 1).

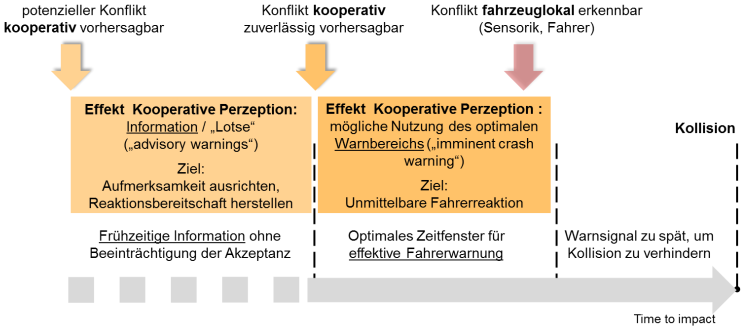



**Abbildung 1: Schematische Darstellung der Zeitfenster zur Fahrerunterstützung in den letzten Sekunden vor einer Kollision [15].**

## *2.3 Gestaltung von Fahrerinformationen zur Kollisionsvermeidung*

Neben dem in dieser Studie untersuchten **Zeitpunkt** für effektive Fahrerinformationen muss eine Entscheidung über deren **Modalität** und **Inhalt** getroffen werden. Dies kann teilweise auf Basis vorhandener Forschungsergebnisse geschehen. Aus der Literatur zur Gestaltung von Warnungen lassen sich folgende Gestaltungsempfehlungen zur **Modalität** von Fahrerinformationen ableiten (z.B. [11; 16-20]):

- Verwendung visueller Anzeigen, anstelle von Sprachmeldungen oder dringlichen Tönen.
- Vermeidung akustischer Signale (Warntöne oder Sprachausgabe) – diese sollten dringlichen Warnungen vorbehalten sein. Vor allem bei häufiger Aktivierung mit evtl. falschen Alarmen (was im Fall von frühen Informationen zu erwarten ist) können diese dringlichen Warnungen nachteilig sein.
- Ein ankündigender, nicht aufdringlicher Ton kann die Effektivität der Information steigern.

Aus den aufgeführten Gestaltungsempfehlungen lassen sich weiterhin Forderungen an den **Informationsinhalt** ableiten: Für Fahrerinformationen wird empfohlen, zusätzlich die Art des jeweiligen Konflikts (sog. **Konfliktspezifität**) und den Ort, an dem der Konflikt droht, darzustellen (sog. **Richtungsspezifität**). Es ist außerdem denkbar, über den noch verbleibenden Abstand zum drohenden Konflikt (sog. **Ortsspezifität**) oder über die vorhergesagte Wahrscheinlichkeit, dass der prädizierte Konflikt eintritt (sog. **Risikospezifität**), zu informieren. Ob solche spezifischen Angaben günstige Effekte auf das Fahrverhalten in drohenden Konfliktsituationen bewirken, kann auf Basis der vorliegenden Literatur nicht abschließend geklärt werden. Es finden sich sowohl Studien, die Hinweise auf eine schnellere Fahrerreaktion bei richtungsspezifischen Signalen liefern ([14; 21; 22]) als auch Studien, die keine Vorteile solcher Signale zeigen können ([3; 23; 24]). Hinsichtlich der Wirksamkeit von konflikt- ([24-26]), orts- [9]

und risikospezifischen ([27; 28]) Warnungen liegen bislang wenige Untersuchungen mit gemischten Ergebnissen vor, so dass ebenfalls keine gesicherte Aussage über deren Nutzen getroffen werden kann.

# 3 Versuchsmethodik

## *3.1 Stichprobe und Versuchsablauf*

Untersucht wurde eine Stichprobe von N = 20 Probanden, jeweils zur Hälfte Männer und Frauen verschiedener Altersstufen (20-29 Jahre: n=6, 30-39 Jahre: n=4, 40-49: n=0, 50-59 Jahre: n=1, 60-69 Jahre: n= 6 und >= 70 Jahre: n=3). Die Fahrpraxis der Probanden betrug zum Erhebungszeitpunkt zwischen sieben und 53 Jahre (M = 28.10 Jahre, SD = 17.29). Die Probanden wurden aus dem Testfahrerpanel des WIVW (Würzburger Institut für Verkehrswissenschaften) rekrutiert und hatten bereits an einem ausführlichen Simulatortraining teilgenommen.

Im statischen Fahrsimulator des WIVW durchfuhren die Probanden einen Parcours mit Konfliktsituationen sowohl ohne als auch mit Fahrerunterstützung (bis zu vier Sekunden vor dem letztmöglichen Warnzeitpunkt in fünf Abstufungen). Im Mittelpunkt der vorliegenden Arbeit standen eine Auswahl von drei der im Forschungsprojekt Ko-PER betrachteten Konfliktsituationen (siehe Tabelle 1), die sich im Grad ihrer Vorhersehbarkeit unterschieden: In einer **erwarteten Situation** kreuzte ein Radfahrer die Fahrbahn beim Rechtsabbiegen (Antizipation hoch). Im **unerwarteten Szenario** betrat ein Fußgänger zwischen parkenden Fahrzeugen die Fahrbahn und überquerte diese (Antizipation niedrig). In einer **überraschenden Situation** verletzte ein wartepflichtiges, abbiegendes Fahrzeug die Vorfahrt (Antizipation nicht möglich). Zur Kontrolle von Reihenfolgeneffekten wurden sechs verschiedene Zufallsreihenfolgen der Szenarien erstellt, welchen die Fahrer randomisiert zugewiesen wurden.

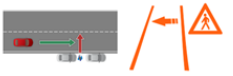
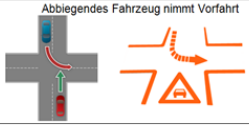
## *3.2 Fahrer-Fahrzeug-Schnittstelle*

Die Fahrerinformationen wurden visuell-auditiv dargeboten. Sie beinhalteten die jeweilige Darstellung des Konfliktpartners und der Konfliktrichtung als Anzeige im simulierten HUD in Kombination mit einem ankündigenden Ton (siehe Tabelle 1). Der Zeitpunkt der Informationsdarbietung wurde in fünf Stufen von jeweils einer zusätzlichen Sekunde ab dem letztmöglichen Warnzeitpunkt $t_0$ variiert (siehe Tabelle 1). Unter Berücksichtigung der Ausgangsgeschwindigkeit wird hierbei davon ausgegangen, dass der Fahrer nach einer Information mit einer Reaktionszeit ($T_r$) von einer Sekunde mit einer konstanten Verzögerung von 8m/s² zum Stillstand abbremst: $t_0 = T_r + (v/2a)$ mit: $T_r = 1s$, $a = -8m/s^2$.

Die Auslösung der Darbietung der Information erfolgte in Abhängigkeit vom Fahrerverhalten. Berücksichtigt wurde die verbleibende Zeit bis zum Erreichen des jeweiligen Konfliktpunkts[1]. Kam es in dieser Phase zu einer Unterschreitung der jeweiligen Zeitschwelle ($t_0$, $t_{0+1s}$ usw.), so wurde die Informationsdarbietung ausgelöst. Bremsten die Fahrer bei Annäherung an den Konfliktpunkt selbstinitiiert ab, so wurde keine Information dargeboten.

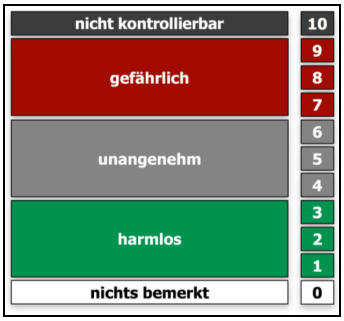
[1] Zeit bis zum Konfliktpunkt [s] = Distanz zum Konfliktpunkt [m] / Geschwindigkeit [m/s]

**Tabelle 1: Szenarien, HUD-Anzeigen und Informationszeitpunkte in Abhängigkeit von der jeweiligen Ausgangsgeschwindigkeit.**

| Szenario | v [km/h] | Informationszeitpunkt [s] | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|
| | | $t_0$ | $t_{0+1s}$ | $t_{0+2s}$ | $t_{0+3s}$ | $t_{0+4s}$ |
| Radfahrer kreuzt Fahrbahn beim Rechtsabbiegen | 25 | 1.43 | 2.43 | 3.43 | 4.43 | 5.43 |
| Fußgänger überquert Fahrbahn  | 50 | 1.87 | 2.87 | 3.87 | 4.87 | 5.87 |
| Abbiegendes Fahrzeug nimmt Vorfahrt  | 50 | 1.87 | 2.87 | 3.87 | 4.87 | 5.87 |

## *3.3 Abhängige Variablen*

Neben der Aufzeichnung objektiver Daten, beispielsweise Annäherungs- und Bremsverhalten der Fahrer in den Konfliktsituationen, wurden subjektive Bewertungen zur erlebten Kritikalität ([29]; Abbildung 2 links) erhoben. Weiterhin beurteilten die Probanden, inwieweit sie die Situation als überraschend erlebten, wie rechtzeitig die Information dargeboten wurde und wie nützlich die Information war (Abbildung 2, rechts).




**Wie überraschend war die Situation?**

| gar nicht | sehr wenig überraschend | | | wenig überraschend | | | mittel überraschend | | | überraschend | | | sehr überraschend | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 0 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 | 13 | 14 | 15 |

**Wie rechtzeitig war die Information?**

| zu früh | etwas zu früh | genau richtig | etwas zu spät | zu spät |
|---|---|---|---|---|
| -2 | -1 | 0 | 1 | 2 |

**Wie hilfreich war die Information?**

| gar nicht | sehr wenig hilfreich | | | wenig hilfreich | | | mittel hilfreich | | | hilfreich | | | sehr hilfreich | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 0 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 | 13 | 14 | 15 |

**Abbildung 2: Subjektive Maße**

# 4 Ergebnisse

Wie aus Tabelle 2 hervorgeht, unterschreiten die meisten Probanden die Auslöseschwellen für Fahrerinformationen in der überraschenden und in der unerwarteten Situation. In der erwarteten

Situation reduzieren die Probanden von sich aus ihre Geschwindigkeit und lösen dementsprechend späte Fahrerinformationen ($t_0$ und $t_{0+1s}$) weniger häufig aus.

**Tabelle 2: Häufigkeit der Auslösung der Fahrerinformation**

| Zeitpunkt | $t_0$ | $t_{0+1s}$ | $t_{0+2s}$ | $t_{0+3s}$ | $t_{0+4s}$ |
|---|---|---|---|---|---|
| **Überraschend**: Abbiegendes Fahrzeug nimmt Vorfahrt | 20 | 19 | 20 | 20 | 20 |
| **Unerwartet**: Fußgänger überquert Fahrbahn | 12 | 20 | 20 | 20 | 20 |
| **Erwartet**: Radfahrer kreuzt beim Rechtsabbiegen | 3 | 7 | 16 | 19 | 20 |

Die intendierte Manipulation der Vorhersehbarkeit der Situationen erweist sich somit als erfüllt. Dies zeigen auch die subjektiven Angaben zur ‚Überraschung' (siehe Abbildung 3) für die Referenzfahrten ohne Fahrerunterstützung. Es wird weiterhin für die überraschende und die unerwartete Situation deutlich, dass diese im Vergleich zur Bedingung ohne Fahrerunterstützung ab $t_{0+2s}$ nur noch als wenig überraschend bewertet wird. Im Gegensatz dazu ist die erwartete Situation ohne und mit Fahrerinformation wenig überraschend.

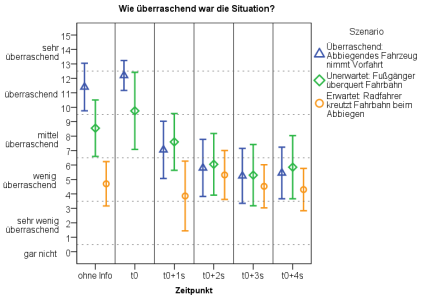



**Abbildung 3: Berichtete Überraschung in der Begegnungssituation, dargestellt sind jeweils Mittelwert und 95%-Konfidenzintervall[2]**

Wird keine Information dargeboten, so fallen die Probandenurteile zur Situationskritikalität erwartungsgemäß entsprechend der Vorhersehbarkeit des jeweiligen Konflikts aus (siehe Abbildung 4, links): Während die erwartete Situation mehrheitlich als harmlos eingestuft wird, wird die unerwartete Situation mehrheitlich als unangenehm und die überraschende Situation als gefährlich beurteilt. In Übereinstimmung damit zeigt sich im minimalen Abstand zum Konfliktpartner (siehe Abbildung 4, rechts), dass sich die geringsten Abstände in der überraschenden Situation ergeben, gefolgt von der unerwarteten und der erwarteten Situation.

Auch die Darbietung von Informationen wirkt sich je nach Vorhersehbarkeit des Konflikts aus (siehe Abbildung 4). In der erwarteten Situation ändert sich subjektiv und objektiv auch mit Fahrerunterstützung nichts: Sowohl ohne als auch mit Informationsdarbietung ergeben sich harmlose Situationen bzw. mittlere minimale Abstände $\geq$ 2s. Im unerwarteten Fall findet sich subjektiv und objektiv eine Reduktion der Kritikalität ab $t_{0+2s}$ gegenüber dem nicht-assistierten Fahren, im überraschenden Szenario ab $t_{0+1s}$. Zu beachten ist an dieser Stelle, dass die Fahrer im

[2] Aufgrund der geringen Zellbesetzung mit nur 3 Fahrern (siehe Tabelle 2) wurden die Ergebnisse für die erwartete Situation des Zeitpunkts $t_0$ in die Auswertung nicht einbezogen.

unerwarteten Szenario von einer höheren Kritikalität bei später Information zu $t_0$ verglichen mit der nicht-assistierten Fahrt berichten. Ebenso zeigen auch die objektiven Daten in der Fahrt mit Informationsdarbietung kleinere minimale Zeitabstände zu $t_0$ als in der nicht-assistierten Fahrt, jedoch sowohl für die unerwartete als auch für die überraschende Situation.

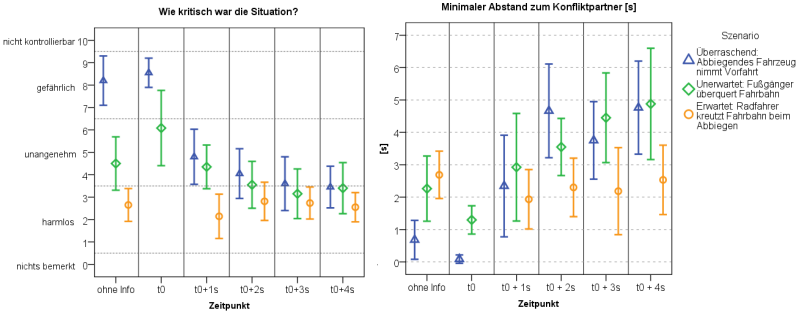



**Abbildung 4: Berichtete Situationskritikalität (links) und minimaler Abstand zum Konfliktpartner (rechts), dargestellt sind jeweils Mittelwert und 95%-Konfidenzintervall[2]**

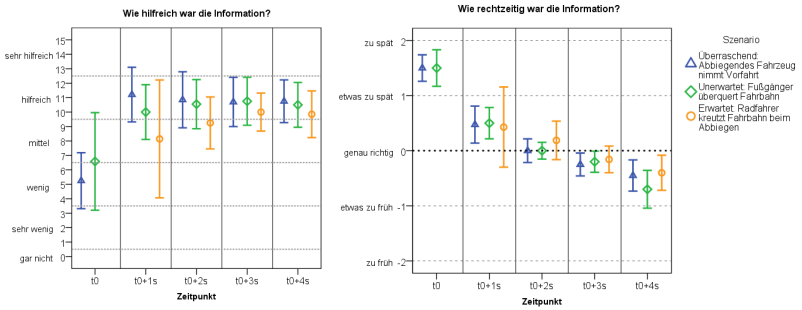



**Abbildung 5: Berichtete Nützlichkeit (links) und Rechtzeitigkeit (rechts) der Information, dargestellt sind jeweils Mittelwert und 95%-Konfidenzintervall[2]**

Werden Informationen erst zu $t_0$ dargeboten, so werden diese im Mittel als wenig bis durchschnittlich hilfreich bewertet (siehe Abbildung 5 links). Mit früherer Informationsdarbietung steigen auch die Nützlichkeitsurteile an, was die berichtete Situationsentschärfung bei frühen Informationen vor dem letztmöglichen Warnzeitpunkt, nicht aber zum letztmöglichen Warnzeitpunkt, widerspiegelt. In der überraschenden und unerwarteten Situation werden die Informationen ab einem Informationszeitpunkt von einer Sekunde vor dem letztmöglichen Warnzeitpunkt ($t_{0+1s}$) im Mittel als hilfreich eingeschätzt.

In der erwarteten Situation werden die Informationen generell als weniger hilfreich angesehen als in den beiden anderen Situationen. Ab einem Zeitpunkt von drei Sekunden vor dem letztmöglichen Warnzeitpunkt ($t_{0+3s}$) geben die Fahrer auch in dieser Situation mehrheitlich an, dass die Informationen hilfreich sind. Dies ist insofern bemerkenswert, als die Fahrerinformationen in dieser Situation zu keinem Zeitpunkt einen positiven Effekt auf die Situationskritikalität haben. Trotz der Abwesenheit eines objektiven Nutzens der Informationen werden diese bei entsprechend verfügbarer Reaktionszeit als hilfreich bewertet. In allen untersuchten Situationen werden Informationen zwei bis drei Sekunden vor dem letztmöglichen Warnzeitpunkt ($t_{0+2s}$ bzw. $t_{0+3s}$) hinsichtlich der Rechtzeitigkeit der Informationsdarbietung am besten bewertet (siehe Abbildung 5, rechts).

# 5 Ergebnisse und Diskussion

In einem Fahrsimulatorversuch wurde die **Wirksamkeit** auf kooperativer Perzeption basierender frühzeitiger Fahrerinformationen in Konfliktsituationen untersucht. Ziel des Versuchs war die Eingrenzung des Zeitfensters für solche frühzeitigen Fahrerinformationen unter Berücksichtigung der Auswirkungen situativer Fahrererwartungen. Eine positive Auswirkung der Fahrerinformationen konnte vor allem in überraschenden und unerwarteten Situationen gezeigt werden. In erwarteten Situationen richten Fahrer ihre Aufmerksamkeit von sich aus auf potenzielle Konfliktsituationen aus und profitieren dementsprechend nicht von den Informationen. Die stärkste Wirkung von Informationen konnte in überraschenden Situationen gefunden werden. Die Versuchsergebnisse liefern weiterhin Hinweise auf ein optimales Informationszeitfenster. Informationen müssen nicht so früh wie möglich erfolgen. Vielmehr sind Informationen mindestens eine Sekunde vor dem letztmöglichen Warnzeitpunkt, optimalerweise zwei Sekunden davor, darzubieten, um einen positiven Effekt auf das Fahrverhalten und die damit einhergehende Situationskritikalität zu haben. Noch frühere Informationen liefern keinen weiteren Beitrag zur Situationsentschärfung. Die Probanden selbst präferieren konsistent über die untersuchten Szenarien hinweg, zwei bis drei Sekunden vor dem letztmöglichen Warnzeitunkt über unmittelbar bevorstehende Konfliktsituationen informiert zu werden. An dieser Stelle ist jedoch zu betonen, dass das ermittelte Informationszeitfenster für die prototypisch implementierte Fahrer-Fahrzeug-Schnittstelle gilt, d.h. für eine unaufdringliche, visuell-auditive Fahrerinformation mit Darbietung der visuellen Anzeigeelemente im simulierten HUD. Es kann davon ausgegangen werden, dass ein intensiveres Signal, wie es etwa bei einer dringlichen Warnung Anwendung findet, auch zu einem späten Zeitpunkt noch Wirkung zeigt.

Hinsichtlich der **Akzeptanz** frühzeitiger Fahrerinformationen zur Kollisionsvermeidung ist festzuhalten, dass diese von den Fahrern generell als nützlich angesehen werden, sofern sie nicht zu $t_0$ dargeboten werden. Die Bewertung der Nützlichkeit der Fahrerunterstützung zu $t_0$ ist heterogen, teilweise werden späte Informationen als wenig hilfreich angesehen. Für frühere Informationsdarbietungen (vor dem letztmöglichen Warnzeitpunkt) finden sich durchweg mittlere bis hohe Nützlichkeitseinschätzungen. Dies ist insofern bemerkenswert, als vor allem zum Zeitpunkt von einer Sekunde vor dem letztmöglichen Warnzeitpunkt ($t_{0+1s}$) zwar teilweise noch Kollisionen und Konfliktsituationen auftreten, die Informationen aber trotzdem als nützlich bewertet werden. Weiterhin werden die Informationen auch in solchen Szenarien, die von den Fahrern auch ohne Fahrerunterstützung sicher gelöst wurden als mittel hilfreich bis hilfreich eingeschätzt. Die Ergebnisse unterstreichen, dass ein Informationssystem zur Konfliktvermeidung, wie es in dieser Untersuchung prototypisch umgesetzt wurde, von den Fahrern generell als hilfreich beurteilt wird. Die subjektiven Nützlichkeitsurteile spiegeln hierbei jedoch nicht in allen Fällen einen objektiv vorhandenen Nutzen im Fahrverhalten wider.

Als problematisch anzusehen ist die Erhöhung der Situationskritikalität bei Fahrerinformationen zu $t_0$ in den nicht antizipierten Szenarien. Rechnerisch steht den Fahrern zum Zeitpunkt der Informationsdarbietung noch eine Sekunde zur Verfügung, um mit dem Bremsen zu beginnen. Gegenüber der nicht-assistierten Fahrt finden sich trotzdem in diesen Szenarien geringere minimale Sekundenabstände. Mögliche Erklärungen hierfür wären (1) eine Anpassung der Bremsreaktion an das Informationssystem (in den meisten assistierten Durchgängen steht mehr Reaktionszeit zur Verfügung), (2) eine Erhöhung der Geschwindigkeit bei den assistierten Fahrten gegenüber den nicht-assistierten Fahrten oder (3) ein Ablenkungseffekt durch das Lesen der visuellen Anzeigeelemente und eine dadurch erhöhte Reaktionszeit. Eine Klärung des Effekts war im Rahmen dieser Studie nicht möglich, wird jedoch in Folgestudien angestrebt.

## 6 Danksagung

Diese Arbeit entstand im Forschungsprojekt Ko-PER, im Rahmen des vom Bundesministerium für Wirtschaft und Technologie geförderten Verbundprojekts Ko-FAS (www.kofas.de) unter dem Förderkennzeichen 19S9022C.

## Literatur

[1] Schmidt, G. & Krüger, H.-P. (2010). Violating the driver's threat anticipation and the effect of different modalities for Forward Collision Warnings (FCW), *Paper presented at the HFES Europe Chapter Conference*. Berlin.

[2] Weidl, G. & Breuel, G. (2012). Overall Probabilistic Framework for Modeling and Analysis of Intersection Situations, *16th Int. Forum on Advanced Microsystems for Automotive Applications (AMAA 2012)*. Berlin.

[3] Bliss, J. P. & Acton, S. A. (2003). Alarm mistrust in automobiles: how collision alarm reliability affects driving. *Applied Ergonomics, 34*(6), 499-509.

[4] Sorkin, R. D. (1988). Why are people turning off our alarms? *Journal of the Acoustic Society of America, 84*(3), 1107-1108.

[5] McGehee, D. V., Brown, T. L., Lee, J. L. & Wilson, T. B. (2002). Effect of warning timing on collision avoidance behavior in a stationary lead vehicle scenario. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board, 1803*(1-6).

[6] Brown, T. L., Lee, J. D. & McGehee, D. V. (2001). Human performance models and rear-end collision avoidance algorithms. *Human Factors, 43*(3), 462-482.

[7] Lee, J. D., McGehee, D. V., Brown, T. L. & Reyes, M. L. (2002). Collision warning timing, driver distraction, and driver response to imminent rear-end collisions in a high-fidelity driving simulator. *Human Factors, 44*(2).

[8] Lenné, M. G., Triggs, T. J., Mulvihill, C. M., Regan, M. A. & Corben, B. F. (2008). Detection of emergency vehicles: Driver responses to advance warning in a driving simulator. *Human Factors, 50*(1), 135-144.

[9] Totzke, I., Naujoks, F., Mühlbacher, D. & Krüger, H.-P. (2011, 19.-21.Oktober). *Precision of congestion warnings: Do drivers really need warnings with precise information about the congestion tails position?* Paper presented at the HFES Europe Chapter Conference, Leeds.

[10] Werneke, J., Wäller, C., Gonter, M., Rhede, J. & Vollrath, M. (2011). Evaluation eines integrierten Warnkonzepts für unterschiedliche Fahrsituationen. In VDI Wissensforum (Ed.), *6. VDI-Tagung - Der Fahrer im 21. Jahrhundert Fahrer, Fahrerunterstützung und Bedienbarkeit (VDI-Berichte 2134)* (pp. 93-105). Düsseldorf: VDI Verlag GmbH.

[11] Rhede, J. G., Wäller, C. & Oel, P. (2011). Der FAS Warnbaukasten – Strategie für die systematische Entwicklung und Ausgabe von HMI-Warnungen. In VDI Wissensforum (Ed.), *6. VDI-Tagung - Der Fahrer im 21. Jahrhundert Fahrer, Fahrerunterstützung und Bedienbarkeit (VDI-Berichte 2134)* (pp. 63-75). Düsseldorf: VDI Verlag GmbH.

[12] Winner, H. (2009). Frontalkollisionsschutzsysteme. In H. Winner, S. Hakuli & G. Wolf (Eds.), *Handbuch Fahrerassistenzsysteme* (pp. 522-542). Wiesbaden: Vieweg & Teubner.

[13] Lenné, M. G. & Triggs, T. J. (2009). Warning drivers of approaching hazards: The importance of location cues and multi-sensory cues. In D. De Waard, J. Godthelp, F. L. Kooi & K. Brookhuis (Eds.), *Human Factors, Security and Safety* (pp. 203-211). Maastricht: Shaker Publishing.

[14] Spence, C. & Ho, C. (2008). Multisensory warning signals for event perception and safe driving. *Theoretical Issues in Ergonomics Science, 9*(6), 523 - 554.

[15] Neukum, A. (2011, 28.September). *Wenn das Fahrzeug mehr sieht als der Fahrer – Konsequenzen für die Gestaltung der Fahrer-Fahrzeug Schnittstelle.* Paper presented at the Ko-FAS Zwischenpräsentation, Schloss Aschaffenburg.

[16] Dingus, T. A., Jahns, S. K., Horowitz, A. D. & Knipling, R. (1998). Human factors design issues for crash avoidance systems. In N. V. Barfield & A. Dingus (Eds.), *Human factors in intelligent transportation systems* (pp. 55-94). Mahwah, NJ: Erlbaum.

[17] International Harmonized Research Activities (IHRA) working group on Intelligent Transport Systems (ITS). (2008). *Statement of principles on the design of high-priority warning signals for in-vehicle intelligent transport systems – draft. Informal Document Number ITS-16-03*.

[18] Green, P., Levison, W., Paelke, G. & Serafin, C. (1993). *Preliminary human factors guidelines for driver information systems (Technical Report UMTRI-93-21).* Ann Arbor, MI: The University of Michigan Transportation Research Institute

[19] Campbell, J. L., Carney, C. & Kantowitz, B. H. (1997). *Human factors design guidelines for advanced traveler information systems (ATIS) and commercial vehicle operations (CVO) (Technical Report FHWA-RD-98-057).* Washington, D.C.: U.S. Department of Transportation, Federal Highway Administration.

[20] COMSIS Corporation. (1996). *Preliminary human factors guidelines for crash avoidance warning devices (NHTSA Project No. DTNH22-91-07004).* Silver Spring, MD: COMSIS.

[21] Ho, C. & Spence, C. (2005). Assessing the effectiveness of various auditory cues in capturing a driver's visual attention. *Journal of Experimental Psychology: Applied, 11*, 157–174.

[22] Ho, C. & Spence, C. (2009). Using peripersonal warning signals to orient a driver's gaze. *Human Factors, 51*, 539-556.

[23] Lee, J. D., Gore, B. F. & Campbell, J. L. (1999). Display alternatives for invehicle warning and sign information: message style, location and modality. *Transportation Human Factors 1*(4), 347–375.

[24] Cummings, M. L., Kilgore, R. M., Wang, E. & Kochhar, D. S. (2007). Effects of single versus multiple warnings on driver performance. *Human Factors*, *49*(6), 1097–1106.

[25] Ho, A. W. L. & Cummings, M. L. (2005). *Multiple alarms and driving situational awareness* (No. HAL2005-01). Cambrige: MIT, Department of Aeronautics and Astronautics.

[26] Thoma, S., Lindberg, T. & Klinker, G. (2009). Evaluation of a generic warning for multiple intersection assistance systems. In D. de Waard, H. Godthelp, F. Kooi & K. Brookhuis (Eds.), *Human Factors, Security and Safety* (pp. 1-15). Maastricht: Shaker Publishing.

[27] Lee, J. D., Hoffman, J. D. & Hayes, E. (2004). Collision warning design to mitigate driver distraction. In J. Herbsleb & G. Olson (Eds.), *Proceedings of the 2004 ACM conference on Computer supported cooperative work* (pp. 65-72). New York: ACM.

[28] Gupta, N., Bisantz, A. M. & Singh, T. (2002). The effects of adverse condition warning system characteristics on driver performance: An investigation of alarm signal type and threshold level. *Behavior and Information Technology*, *21*(4), 235-248.

[29] Neukum, A., Lübbeke, T., Krüger, H.-P., Mayser, C. & Steinle, J. (2008). ACC-Stop&Go: Fahrerverhalten an funktionalen Systemgrenzen. In M. Maurer & C. Stiller (Eds.), *5. Workshop Fahrerassistenzsysteme - FAS 2008* (pp. S. 141-150). Karlsruhe: fmrt.

# Detektion von Fahrzeugen an Straßenkreuzungen durch Fusion mehrerer Kameraansichten

Elias Strigel*, Markus Schuster† und Klaus Dietmayer‡

**Zusammenfassung:** In dieser Arbeit wird eine Methode zur Erfassung von Fahrzeugen mit einem aus acht Monokameras bestehendem Sensornetzwerk beschrieben, welches an einer öffentlichen Straßenkreuzung installiert wurde. Nach der Subtraktion des statischen Hintergrunds für jede Kamera werden die Ansichten durch eine perspektivische Rückprojektion auf einer gemeinsamen Karte fusioniert. Aus der Fusionskarte können dann Positionen, Dimensionen und Orientierungen der Fahrzeuge auf der Kreuzung bestimmt werden. Die Perzeptionsergebnisse können anschließend durch drahtlose Kommunikation an ausgerüstete Verkehrsteilnehmer übermittelt werden.

**Schlüsselwörter:** Kreuzungsperzeption, Maschinelles Sehen, Fusion, Perspektische Rückprojektion

## 1 Einleitung

Die Forschungsinitiative Ko-FAS [1] hat sich zum Ziel genommen, wesentliche Beiträge zur Steigerung der Verkehrssicherheit zu leisten. Im Verbundprojekt Ko-PER wird hierzu eine möglichst vollständige Erfassung der fahrzeuglokalen Umgebung mit dem Ziel einer verbesserten, präventiven Sicherheit angestrebt. Um dieses Ziel zu erreichen, werden die fahrzeuglokalen Sensorinformationen durch Fusion mit drahtlos übermittelten Perzeptionsergebnissen anderer Verkehrsteilnehmer (*vehicle-to-vehicle*, V2V) und der Infrastruktur (*vehicle-to-infrastructure*, V2I) ergänzt. Ein zentraler Beitrag des Verbundprojekts Ko-PER ist die Ausrüstung von Straßenkreuzungen mit Sensornetzwerken zur kooperativen Perzeption. Mit diesen Sensornetzwerken ist es möglich, eine Vogelperspektive der Kreuzungsszenerie zu erstellen, welche alle relevanten Verkehrsteilnehmer wie Fahrzeuge, Fußgänger und Zweiradfahrer beinhaltet.

In dieser Arbeit wird eine Methode zur Erfassung von Fahrzeugen mit einem aus acht Monokameras bestehendem Sensornetzwerk beschrieben. Fußgänger und Zweiradfahrer werden in dieser Arbeit nicht betrachtet. Um Probleme wie z.B. Verdeckungen und fehlende Tiefeninformationen der Monokameras auszugleichen, werden die Informationen der einzelnen Kameras fusioniert. Der vorgestellte Algorithmus hat Gemeinsamkeiten mit der

*Elias Strigel ist Wissenschaftlicher Mitarbeiter am Institut für Mess-, Regel- und Mikrotechnik, Universität Ulm (e-mail:elias.strigel@uni-ulm.de).

†Markus Schuster ist Student der Informationssystemtechnik, Universität Ulm (e-mail:markus.schuster@uni-ulm.de).

‡Klaus Dietmayer ist Institutsdirektor des Instituts für Mess-, Regel- und Mikrotechnik, Universität Ulm (e-mail:klaus.dietmayer@uni-ulm.de).

in [2] beschriebenen *Probability Fusion Map* (PFM). In der Arbeit von Lamosa et al. werden drei Kameraansichten fusioniert, um Fahrzeuge, die in Blickrichtung der Videosensoren fahren, möglichst genau zu zählen. Dabei sind alle drei Kameras in Richtung der Fahrbahn ausgerichtet und auf der gleichen Höhe montiert. Das in dieser Arbeit vorgestellte System verwendet dagegen acht Kameras, die rund um eine Straßenkreuzung in verschiedenen Höhen und Blickrichtungen angeordnet sind. Nicht alle Kameras haben dabei überlappende Sichtbereiche, was eine Erweiterung des Konzepts aus [2] um eine Sichtbereichskarte nötig macht.

## 2 Systembeschreibung

Im Rahmen des Projekts Ko-PER wurde eine öffentliche Kreuzung in Aschaffenburg mit acht Graustufenkameras (CCD-Sensor, Auflösung 656x494 Pixel) ausgestattet. Um eine optimale Sensorabdeckungs der Kreuzung mit möglichst wenig Verdeckungen zu gewährleisten, wurde die Positionierung jedes Sensors zuvor mit einem 3D-Modell der Kreuzung simuliert [3].

Vier Videosensoren decken den Zentralbereich der Kreuzung ab. Drei Kameras sind in die Kreuzungsäste gerichtet. Ein weiterer Videosensor ist von oben auf den Bereich der Kreuzung gerichtet, an dem sich zwei Fußgängerüberwege und ein Fahrradweg kreuzen. Alle Kameras werden zentral mit einem Takt von 25 Hz getriggert. Weitere Informationen zum Kreuzungsperzeptionssystem sind in [4] zu finden.

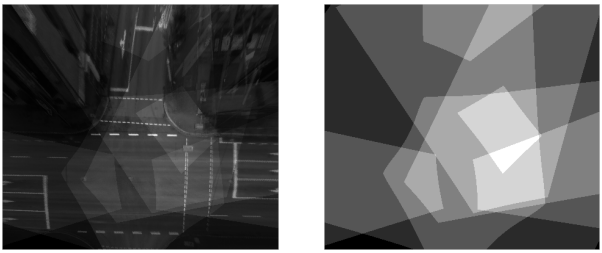
## 3 Algorithmus zur Fusion der Sensorinformationen

Jede der acht installierten Kameras betrachtet je einen Ausschnitt der Kreuzung. Um jedoch Verdeckungen zu minimieren, werden große Abschnitte von zwei oder mehr Videosensoren erfasst. Mit gängigen Algorithmen zur Hintergrundsubtraktion wie z.B. dem *Mixture of Gaussians* (MoG) [5] können in jeder Kamera bereits große Teile des statischen Hintergrunds verworfen werden. Jedoch sind die 3D Positionen und die Dimensionen der verbleibenden dynamischen Objekte weiterhin unbekannt.

Um diese Parameter aus den verschiedenen Ansichten der Kameras gewinnen zu können, werden die Informationen der verschiedenen Ansichten zusammengeführt. Dies geschieht auf Basis der Rückprojektion der Bilder auf eine gemeinsame Ebene (*Inverse Perspective Mapping*, IPM). Durch das IPM erhält man eine Draufsicht auf die zur Fusion gewählte Ebene, wobei die Maßstäbe von in der Ebene liegenden Objekten beibehalten werden. Weltpunkte, die nicht in der Projektionsebene liegen werden verzerrt abgebildet. Ziel ist es, die Dimensionen der Fahrzeuge sowie deren Position und Orientierung in der Projektionsebene zu bestimmen. Folglich wurde die Straßenoberfläche als Projektionsebene gewählt, welche in großen Bereichen als eben angenommen werden kann.

Somit werden die Teile der Fahrzeuge, welche nahe an der Straßenebene liegen, korrekt dargestellt, die restlichen Teile werden verzerrt dargestellt. Durch die Kombination verschiedener Kameraansichten, welche die Fahrzeuge größtenteils von verschiedenen Seiten zeigen, können die verzerrten Bereiche entfernt und so die tatsächliche Position und Dimension der Fahrzeuge auf der Straßenebene bestimmt werden. Für die Berechnung der Perspektivische Projektion sei auf [6] verwiesen.

Die Rückprojektion aller Kameras auf die Straßenoberfläche Kameras ist in Abbildung 1(a) zu sehen. Der Zentralbereich wird dabei von mehreren Videosensoren gleichzeitig erfasst.



(a) (b)

Abbildung 1: a) Perspektivische Projektion aller Kamerabilder auf die Straßenoberfläche. Aus der Straßenebene herausragende Objekte wie z.B. Häuser werden stark verzerrt dargestellt. Die Straßenmarkierungen, die direkt in der Projektionsebene liegen, werden maßstabsgetreu dargestellt. An den Fußgängerüberwegen liegen die Straßenmarkierungen aufgrund von Straßenunebenheiten nicht exakt übereinander. b) Sichtbereichskarte $S(x, y)$ der Kreuzung Aschaffenburg. Je heller die Bereiche sind, desto mehr Kameras erfassen den Bereich der Straßenoberfläche.

Vorrausetzung für das IPM und die spätere Fusion der Ansichten ist eine hochgenaue Kalibrierung der Kameras zueinander sowie die Kenntnis ihrer intrinsischen Parameter. Die intrinsischen Parameter wurden zuvor für jede Kamera separat bestimmt. Zur Bestimmung der extrinsischen Parameter wurden Schachbrettmuster mit bekannten Dimensionen auf der Kreuzung ausgelegt.

Abbildung 2 zeigt das Blockschaltbild des vorgestellen Algorithmus. Begonnen wird, indem für jede Kamera separat eine Hintergrundsubtraktion durchgeführt wird. Hierfür können verschiedene Algorithmen eingesetzt werden. Eine Übersicht ist in [7] zu finden.

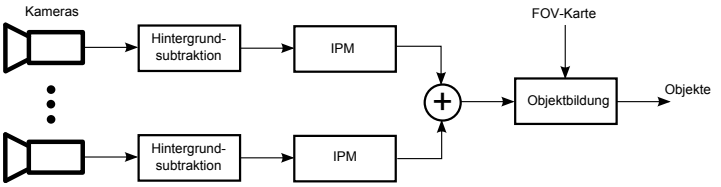



Abbildung 2: Blockschaltbild des Fusionsalgorithmus

In dieser Arbeit wurde der bekannte MOG Algorithmus verwendet. Nach morphologischer Filterung wurden für jedes Vordergrundsegment die Kanten des Hintergrunds mit denen des Vordergrundsegements verglichen. Die konvexe Hülle um alle Kanten des Vor-

dergrundsegements, die gleichzeitig nicht Kanten des Hintergrunds sind, bilden das letztendliche Vordergrundsegment. Dieser zusätzliche Schritt bei der Vordergrundsegmentierung verhindet, dass die geschätzen Vordergrundsegemente durch eine zu sensitive Hintergrundsubtraktion zu groß bestimmt werden. Das eigentliche Vordergrundsegement kann so auf die begrenzenden Kanten eingeschränkt werden. Das Ergebnis ist ein Binärbild $I(x, y)$ welches nur noch die bewegten Objekte enthält. Dabei bezeichnen $x$ und $y$ die Pixelposition in Bildkoordinaten. Anschließend wird die perspektivische Projektion der Vordergrundbilder durchgeführt, wodurch man das perspektivische Vordergrundbild $I'_i(x', y')$ der $i$-ten Kamera erhält. $x'$ und $y'$ beschreiben die Koordinaten der Fusionskarte.

Zur Fusion der Ansichten werden die projizierten Ansichten zu einer gemeinsamen Darstellung zusammengefasst, indem sie wie folgt aufsummiert werden:

$$I'_F(x', y') = \sum_i I'_i(x', y') \tag{1}$$

Wurde ein Fahrzeugpixel in zwei Kamerabildern in den jeweiligen projizierten Ansichten $I'_i(x', y')$ auf die gleiche Stelle $(x'_0, y'_0)$ abgebildet, so ist der entsprechende Eintrag in der fusionierten Ansicht $I'_F(x'_0, y'_0) = 2$. Der maximale Wert, den $I'_F$ annehmen kann, hängt von der Anzahl an überlappenden Sichtbereichen der Kameras ab. Sehen z.B. vier Kameras den gleichen Bereich der Projektionsebene, so kann der Wert der fusionierten Ansicht hier maximal 4 betragen. Je mehr Ansichten der detektierten Objekte in $I'_F$ zusammengefasst werden, desto genauer können die Parameter der Objekte bestimmt werden. Wie gut die fusionierten Ansichten die durch die Projektion auftretenden Verzerrungen einschränken kann, hängt jedoch maßgeblich von der Blickrichtung und Montageposition der einzelnen Kameras ab.

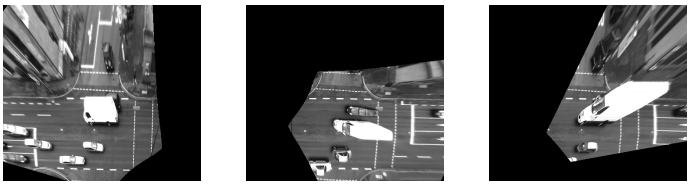
Im nächsten Schritt werden die Objekthypothesen aus den fusionierten Ansichten $I'_F$ bestimmt. Dabei werden zusammenhängende Bereiche in $I'_F$ ausgewertet. Hierzu wird zunächst eine Sichtbereichskarte (*Field of View*, FOV) $S(x', y')$ erzeugt. Sie hat die gleiche Größe wie die Fusionskarte $I'_F$ und enthält für jede Koordinate der Fusionskarte die Anzahl an Kameras, die diesen Bereich der Straßenoberfläche erfassen können. Diese Karte wird zu Beginn erstellt und ändert sich für eine statische Kameraanordnung nicht. In Abbildung 1b ist die Sichtbereichskarte $S(x', y')$ für die Kreuzung in Aschaffenburg dargestellt.

Befindet sich auf der Projektionsebene ein dynamisches Objekt, so nimmt die Fusionskarte an der Stelle den Wert der Sichtbereichskarte an. Alle Kameras, die den Bereich erfassen, projizieren das Vordergrundobjekt auf die gleiche Stelle in der Fusionskarte. Somit gilt:

$$I'_F = S, \text{ Bildpunkt liegt in Projektionsebene} \tag{2}$$

$$I'_F < S, \text{ Bildpunkt liegt oberhalb/unterhalb der Projektionsebene} \tag{3}$$

Je nach Objektkonstellation und Anordnung der Kameras können sich auch Bereiche, die durch Verzerrungen entstanden sind, in der Fusionskarte überlagern. Dies kann durch geschickte Anordnung der Kameras und somit durch möglichst viele verschiedene Ansichten verhindert werden. In dieser Arbeit werden nur Einträge in der Fusionskarte $I'_F$ betrachtet, die von mindestens drei Kameras gebildet werden und so eine Mindestanzahl an Ansichten repräsentieren. Dies gewährleitet eine robuste Erfassung der Fahrzeuge auf



(a) (b) (c)

Abbildung 3: Rückprojizierte Kameraansichten von drei Kameras im Zentralbereich der Kreuzung.

der Straßenoberfläche. Abbildung 3 zeigt die Rückprojektion von drei Kameransichten auf die Kreuzungsoberfläche.

Zuletzt werden die Dimensionen der Objekte durch Extraktion der zusammenhängenden Bereiche in $I'_F$, die die oben genannten Bedingungen erfüllen, gebildet. Um das begrenzende Rechteck in der Fusionskarte zu bilden, wurde für jedes zusammenhängende Segement in der Fusionskarte die Ellipse bestimmt, die das gleiche zweite zentrale Moment hat wie das Segment. Die Länge und Orientierung der Hauptachsen entsprechen dann der Länge, Breite und Orientierung des Rechtecks.

# 4 Ergebnisse

Zur Berechnung der perspektivischen Rückprojektion wurde auf Basis der Kalibrierung des Kameranetzwerks ein Raster über den Zentralbereich der Kreuzung gelegt. Die Auflösung des Rasters beträgt 451x401 Zellen, wobei jede Zelle eine Kantenlänge von $0,1$ m hat. Je nach Anforderungen an die Rechenzeit kann die Auflösung angepasst werden. Für jede Kamera wird dann eine Lookup-Tabelle bestimmt, welche die Abbildung zwischen Kamerabild und dem gewählten Raster enthält. Verzerrungen der Kameralinsen werden hierbei berücksichtigt und kompensiert. Dies ermöglicht eine effiziente Rückprojektion der einzelnen Kameraansichten.

Da zur Auswertung des Algorithmus keine *Ground Truth* zur Verfügung stand wurden zwei Kameraansichten zur Visualisierung der Ergebnisse gewählt, in denen die Fahrzeuge im Zentralbereich von möglichst unterschiedlichen Seiten erfasst werden. Die Rückprojektion der Detektionsergebnisse kann so direkt mit den tatsächlichen Objektpositionen in unterschiedlichen Ansichten verglichen werden. Fehlerhafte Detektionen werden somit sofort ersichtlich. Weiterhin ermöglicht die Kalibierung des Kamerasystems auf eine hoch genaue Kreuzungskarte, die erfassten Objekten in den Kontext der Kreuzungstopologie einzuordnen.

Untersuchungen haben gezeigt, dass im Zentralbereich der Kreuzung genügend unterschiedliche Kameraansichten existieren, um den Rückprojektionsfehler der einzelnen Ansichten ausreichend reduzieren zu können. Dazu müssen jedoch für den Fall der Aschaffenburger Testkreuzung mindestens drei Kamereraansichten zur Verfügung stehen. Dieser Bereich ist in den folgenden Abbildungen den Kamerabildern in transparentem grün überlagert. Der abgedeckte Bereich entspricht auch größtenteils dem Bereich, der für die in

Ko-PER untersuchten Szenarien relevant ist [4].

In Abbildung 4 sind zwei Fahrzeuge zu sehen, die nebeneinander die Kreuzung passieren. Die Ansicht von Kamera 1 ist in Abbildung 4a dargestellt. Abbildung 4b zeigt die Perspektive von Kamera 4. Aus den acht einzelnen Kameraansichten wird nach Hintergrundsubtraktion durch Rückprojektion der Ansichten die Fusionskarte in Abbildung 4c gebildet. Durch Hinzunahme der Sichtbereichskarte sowie Gleichung 2 und Gleichung 3 werden die in Abbildung 4d dargestellten Objekte gebildet. Da die Höhe der Objekte auf der 2D Fusionskarte nicht ohne Weiteres bestimmt werden kann, wurde für die Visualisierung der Ergebnisse eine feste Höhe angenommen.

Obwohl sich die zwei Fahrzeuge in Kameraansicht 1 (siehe Abbildung 4a) überlappen und so bei der Hintergrundsubtraktion zu einem Objekt verschmelzen, können sie durch Hinzunahme und Fusion der anderen Ansichten getrennt werden. Aus Abbildung 4 wird ebenfalls ersichtlich, dass die Positionen, Orientierungen und Dimensionen der Fahrzeuge mit hoher Genauigkeit bestimmt werden können.

Objekte, die weniger als 1 m breit oder kürzer als 1,80 m sind, wurden im vorgestellten Algorithmus als Fehldetektionen verworfen. In Abbildung 4e-h ist ein weiteres Detektionsbeispiel zu sehen.

Um die Leistung des Fusionsalgorithmus über mehrere Zeitschritte, sowie die hohe Genauigkeit relativ zur Karte zu zeigen, wurden in Abbildung 5 zwei Ausschnitte einer Testsequenz auf der Karte dargestellt. Abbildung 5a zeigt hierbei zwei Fahrzeuge, die jeweils links über die Kreuzung abbiegen. In Abbildung 5b sind zwei Fahrzeuge dargestellt, die nebeneinander die Kreuzung passieren. In beiden Fällen ist eine spurgenau Lokalisierung möglich.

Um eine präzise Erfassung der Kreuzungsobjekte zu ermöglichen, muss jedes Kreuzungsobjekt von möglichst allen Seiten erfasst werden. Nur so können durch die Fusion die Verzerrungen der perspektivischen Rückprojektion ausreichend reduziert werden. Wird eine Seite eines Objekts nicht erfasst, so kann die Dimension in Richtung der nicht erfassten Seite nicht ohne Weiteres bestimmt werden. Abbildung 6 zeigt zwei Fahrzeuge in einer der Kreuzungszufahrten. Die der Kamera abgewandten Dimensionen der Fahrzeuge können nicht korrekt bestimmt werden, da auch keine andere Kamera diese erfassen kann. Dadurch wird der linke Pkw als zu lang geschätzt. Für den rechten Pkw ergibt sich eine Drehung des umschließenden Quaders.

Zentraler Bestandteil des vorgestellten Verfahrens ist die Vordergrundsegmentierung der bewegten Objekte. Um Fahrzeuge mit einer dem Hintergrund ähnlichen Helligkeitsverteilung vollständig erfassen zu können, wurden die Hintergrundsubtraktion sehr sensitiv eingestellt. Dies hat den Nachteil, dass Schatten die z.B. zwischen Fahrzeugen auftreten, als Vordergrund erkannt werden. Abbildung 7 zeigt wie zwei Fahrzeuge zu einem Vordergrundsegment verschmelzen. Da auch keine andere Kamera diese trennen kann, werden sie auf der Fusionskarte zu einem Objekt zusammengefasst. In Abbildung 8 sind weitere Detektionsergebnisse zu sehen.

## 5 Fazit

Es wurde gezeigt, dass durch Rückprojektion und Fusion meherer Kameraansichten auf die Straßenoberfläche einer innerstädtischen Kreuzung Fahrzeuge im Zentralbereich detektiert werden können. Dies beinhaltet sowohl die Dimension der Objekte, als auch die

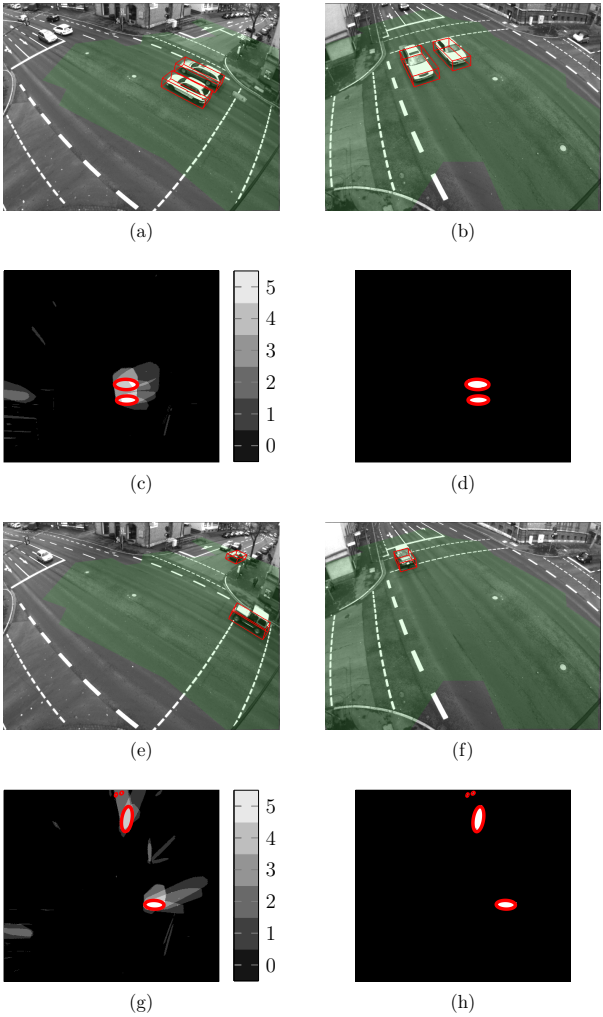
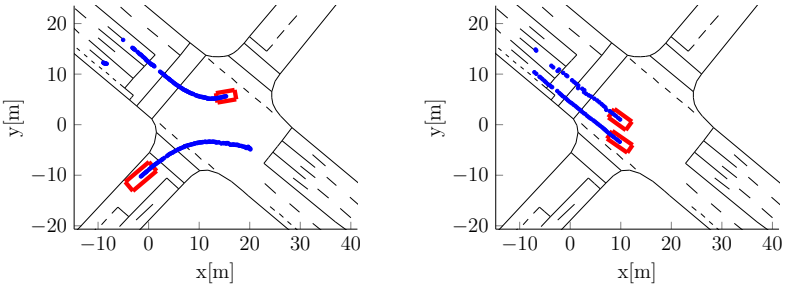
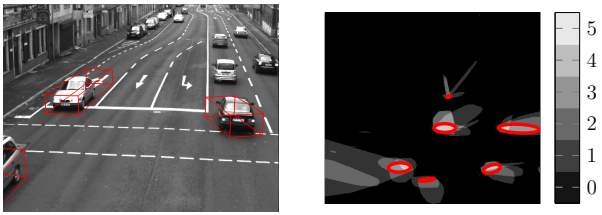



Abbildung 4: a,b) Rückprojizierte Detektionsergebnisse (rote Quader) in Ansichten von Kamera 1 und Kamera 4. c) Fusionskarte der einzelnen Kameraansichten. Die Graustufen zeigen die Anzahl an Kameraansichten, die auf einem Pixel zu liegen kommen. d) Ergebnisse der Fusion nach Auswertung der Fusionskarte. Die detektierten Objekte sind in rot dargestellt. e-h) Detektionsergebnis eines weiteren Zeitschritts, analog zu a-c).



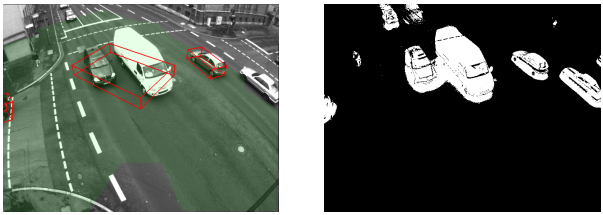

(a) (b)

Abbildung 5: Ausschnitte einer Testsequenz mit Bezug zur Kreuzungskarte. Die blauen Markierungen zeigen den Mittelpunkt der Objekte in jedem Zeitschritt. Die roten Rechtecke zeigen die Objekte im letzten Zeitschritt.



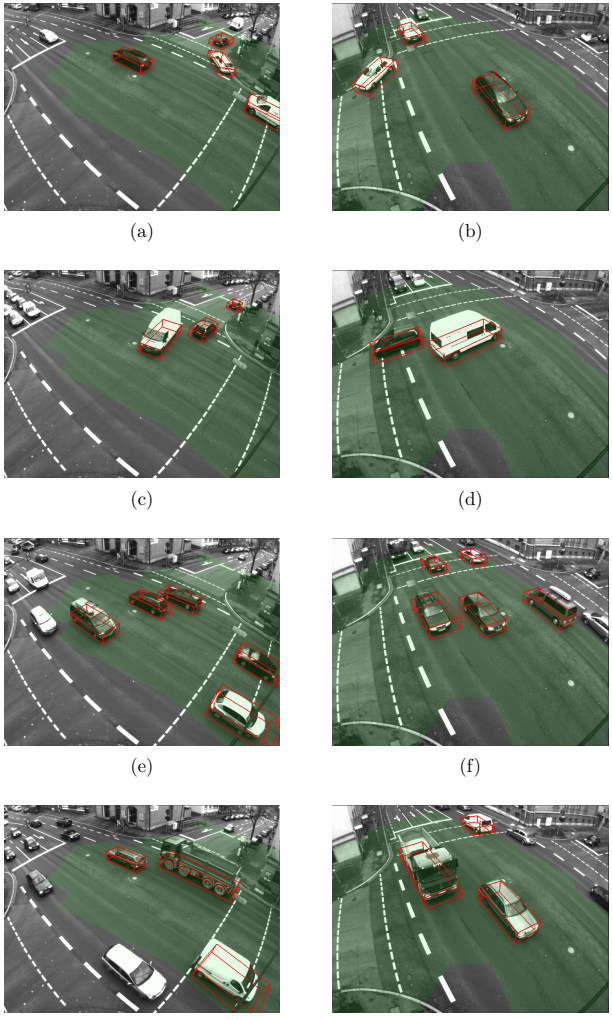

(a) (b)

Abbildung 6: Fehlerhafte Detektionen aufgrund von fehlenden Objektansichten.



(a) (b)

Abbildung 7: Vordergrundsegmente verschmelzen durch zu sensitive Vordersegmentierung zu einem Segement. Der Bereicht zwischen den Fahrzeugen wird durch Abdunklung als Vordergrund erkannt.



(a) (b) (c) (d) (e) (f) (g) (h)

Abbildung 8: Detektionserbnisse aus dem Blickwinkel von Kamera 1 (rechte Spalte) und Kamera 4 (linke Spalte).

Position und Orientierung auf der Straßenoberfläche. Selbst Verdeckungen in einzelnen Kameransichten können somit aufgelöst werden. Wie bei allen Verfahren, die auf der Annahme eines statischen Hintergrunds basieren, verursachen plötzliche Beleuchtungsänderungen und ein schlechter Kontrast zwischen Vorder- und Hintergrund Fehldetektionen oder nicht detektierte Objekte. Insbesondere bewegte Schatten stellen immer noch eine große Herausforderung dar und bedürfen weiterer Forschung. Um den eingeschränkten Sichtbereich von mehr als drei Kameras zu erweitern, wird aktuell an einer Lösung gearbeitet, die Objekteparameter mit Hilfe von Fluchtpunktgeometrie und einfachen Modellen aus nur einer Kameransicht bestimmen zu können [8]. Kleinere Objekte, wie z.B. Fußgänger und Radfahrer werden aufgrund ihrer Größe aktuell noch nicht durchgänging vom Fusionssystem erfasst.

## 6 Danksagung

Diese Arbeit entstand im Rahmen des Verbundprojekts Ko-PER, das Teil der Forschungsinitiative Ko-FAS ist, und wurde vom Bundesministerium für Wirtschaft und Technologie unter dem Förderkennzeichen 19S9022G gefördert.

## Literatur

[1] Forschungsinitiative Ko-FAS. `http://www.ko-fas.de`, Juli 2012.

[2] Francisco Lamosa, Zhencheng Hu, and Keiichi Uchimura. Vehicle detection using probability fusion maps generated by multi-camera systems. *Journal of Information Processing*, 17:1–13, 2009.

[3] Daniel Meissner and Klaus Dietmayer. Simulation and calibration of infrastructure based laser scanner networks at intersections. In *Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, pages 670 –675, 2010.

[4] Michael Goldhammer, Elias Strigel, Daniel Meissner, Ulrich Brunsmann, Konrad Doll, and Klaus Dietmayer. Cooperative multi sensor network for traffic safety applications at intersections. In *IEEE Intelligent Transportation Systems Conference (ITSC)*, 2012.

[5] C. Stauffer and W.E.L. Grimson. Adaptive background mixture models for real-time tracking. In *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, volume 2, pages 637–663, 1999.

[6] R. I. Hartley and A. Zisserman. *Multiple View Geometry in Computer Vision*. Cambridge University Press, ISBN: 0521540518, second edition, 2004.

[7] Sen-Ching S. Cheung and Chandrika Kamath. Robust techniques for background subtraction in urban traffic video. volume 5308, pages 881–892. SPIE, 2004.

[8] S. Atev, H. Arumugam, O. Masoud, R. Janardan, and N.P. Papanikolopoulos. A vision-based approach to collision prediction at traffic intersections. *Intelligent Transportation Systems, IEEE Transactions on*, 6(4):416 – 423, dec. 2005.

# Systemarchitektur für eine 360 Grad Fahrerassistenzsensorik

Dr. Thomas Classen[*], Dr. Ulf Wilhelm[‡], Robert Kornhaas[·], Dr. Michael Klar[-], Dipl. Ing. Bernhard Lucas[†]

**Zusammenfassung:** Um Fahrerassistenzfunktionen realisieren zu können, die eine 360° Abdeckung des Umfeldes voraussetzen, sind neben geeigneten Sensoren auch Systemarchitekturen in Sensorkombination, E/E-Architektur, Softwaredesign und Sensordatenfusion erforderlich. Ausgehend von den Assistenzfunktionen stellen wir ein übergreifendes Systemdesign für ein 5R1SV System vor und diskutieren die dafür notwendigen Anpassungen, Anforderungen und Varianten des Systemlayouts.

**Schlüsselwörter:** 360° Fahrerassistenzsystem, 5R1SV, Sensordatenfusion, Systemarchitektur

## 1 Einleitung

Während bei Ultraschallbasierten Parksystemen eine Rundumbeobachtung des Fahrzeugs heute bereits verbreitet ist, unterscheidet man bei langreichweitigeren (d.h. video- und radarbasierte) Fahrerassistenzsystemen zumeist noch zwischen Einzelsystemen für Front- und Heckfunktionen. Neben den Frontfunktionen, angefangen von Verkehrszeichen- und Spurerkennung über ACC bis hin zu Sicherheitswarn- und –bremsfunktionen, stellen Heck- und Seitenassistenzssysteme, die den Fahrer z.B. beim Spurwechsel oder beim rückwärtigen Ausparken senkrecht zur Fahrbahn unterstützen,

Durch die Entwicklung von gleichzeitig kostengünstigeren und höher performanten Assistenzsensoren ergibt sich zunehmend die Perspektive, auch Radar oder Videosensoren für eine komplette 360° Überwachung des Fahrzeugumfeldes, gelegentlich auch als 360° Sicherheitsgürtel bezeichnet, einzusetzen. Der Aufbau von 360° Fahrerassistenzsystemen erfordert geeignete Architekturen. Diese sind zu entwickeln für das Sensorsystem, die E/E-Struktur und das Softwaredesign [1]. Deren Entwicklung erlaubt Performancesteigerung bei bestehenden Funktionen, ermöglicht aber insbesondere auch neuartige Komfort- und Sicherheitsfunktionen auf dem Weg zu einem zunehmend automatisierten Fahren.

* Projektleiter Radar- und Multisensorsysteme, BOSCH, Leonberg (Thomas.Classen@de.bosch.com)
‡ Projektleiter Systemfunktionen Radar, BOSCH, Leonberg (Ulf.Wilhelm@de.bosch.com)
· Produktmanager E/E Architektur, BOSCH, Abstatt (Robert.Kornhaas@de.bosch.com)
- Projektleiter Sensorentwicklung MRR und LRR, BOSCH, Leonberg (Michael.Klar1@de.bosch.com)
† Abteilungsleiter Entwicklung Radarsensoren, BOSCH, Leonberg (Bernhard.Lucas@de.bosch.com).

# 2 Funktionen in 360°

## 2.1 Funktionen im Front-Seite-Bereich

Für die klassischen Frontfunktionen, d.h. für ACC, für die Warn- und Bremskaskade sowie für Fußgängerschutz werden heute meist ein Radarsensor, ein Videosensor oder eine Kombination aus beiden (1R1V) verwendet. Sowohl Radar- als auch Videosensoren sind lateral in ihrem Öffnungswinkel begrenzt. Um beispielweise Einscherer schneller erkennen zu können, setzen einige Hersteller heute bereits Zusatzsensorik (insbesondere Short-Range-Radare) für eine verbesserte Abdeckung des Frontbereichs vor dem Ego-Fahrzeug ein.

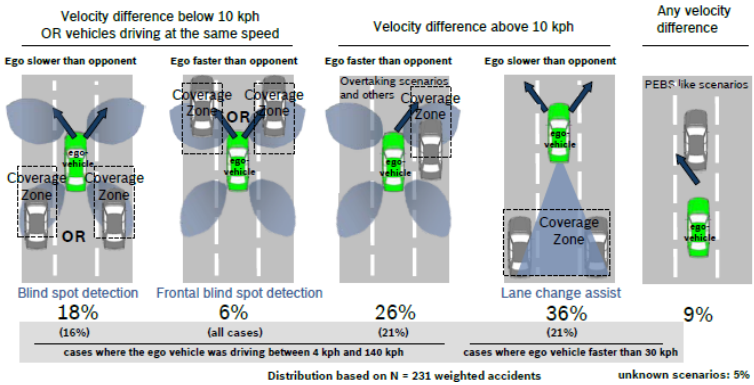



**Abbildung 1:** Unfallszenarien bei Spurwechsel (2,7% aller Unfälle verursacht durch PKWs mit Personenschaden), aufgeteilt nach Relativgeschwindigkeit: unter 10km/h, über 10 km/h und andere. Verteilung in Front-Seiten und Heck-Seiten-Abdeckung, Auswertung Bosch Unfallforschung [2].

Die zunehmend verbreitete Funktion „Lane Change Assist“, die Unfälle mit Fahrzeugen verhindern sollen, die schneller sind als das Ego-Fahrzeug, verwenden anderseits typischerweise nur Sensorsysteme, die den Heck-Seitenbereich abdecken. Der Beitrag der Unfälle mit Fahrzeugen, die langsamer als das Ego-Fahrzeug sind, ist aber besonders bei Relativgeschwindigkeiten oberhalb von 10 km/h vergleichbar[1], siehe Abbildung 1 [2]. Um die Anzahl dieser Unfälle zu verringern ist eine Front-Seiten Sensorik erforderlich, die sinnvollerweise mit der Heck-Seitensensorik zu fusionieren ist.
In gleicher Weise steigert eine Übertragung des „Cross Traffic Alerts“ für senkrechtes

[1] Im Rahmen einer durchgeführten Studie der Bosch Unfallforschung wurden diese Unfälle näher analysiert. Der Anteil am Gesamtunfallgeschehen mit Personenschaden beträgt in Deutschland 2,7%, bei nur rein PKW verursachten Unfälle. In einer Einzelfallanalyse wurden 231 repräsentative und auf Deutschland hochgerechnete Unfälle mit Personenschaden untersucht. Die dabei relevanten Fahrsituationen wurden bewertet und dienen als weitere Basis der Untersuchungen.

Rückwärtsausparken auf den Frontbereich als FCTA die Sicherheit insbesondere bei unübersichtlichen Ausfahrten im Stadtverkehr.

### 2.2 Funktionen mit 360° Erfassung

Für Systeme, die neben der reinen Assistenzfunktion weitergehend automatisierte Fahraufgaben erfüllen sollen, wird eine präzise Umweltüberwachung in besonderem Maße erforderlich. Zukünftige Funktionen, wie ein Ausweichen jenseits der eigenen Spur oder ein automatischer Spurwechsel erfordern zwingend eine abgestimmte Seiten- und Hecksensorik [3]. Zur Erreichung hoher Sicherheitslevel ist hierbei voraussichtlich sogar eine redundante Abdeckung erforderlich, die durch zusätzliche Sensorik im Front-Seitenbereich erreicht werden kann. Ein weiteres Beispiel für eine Funktion, die neben einer Front-Seiten Abdeckung, die auch eine Heck-Seitenabdeckung erfordert, ist ein Assistent für komplexe Kreuzungssituationen.

## 3 Systemarchitektur

### 3.1 Sensorarchitektur

Einige der oben genannten Funktionen erfordern eine Objektdetektion nur im Nahfeld bis ca. 20 m um das Fahrzeug. Hierfür kann ein Surround-View Kamerasystem eingesetzt werden. Mit der zu erwartenden Relativgeschwindigkeit steigt jedoch das erforderliche Detektionsfeld, so dass für viele Funktionsausprägungen mindestens 70m Reichweite erforderlich sind. Für dieser Aufgabe bieten sich Mittelbereichsradare an, deren Empfangsfelder sich um 90 Grad schalten lassen (MRR dual mode). Diese können mit Radar/Video Frontsensorik zu einem 5R1V oder 5R1SV System kombinierbar werden (siehe Abbildung 2).

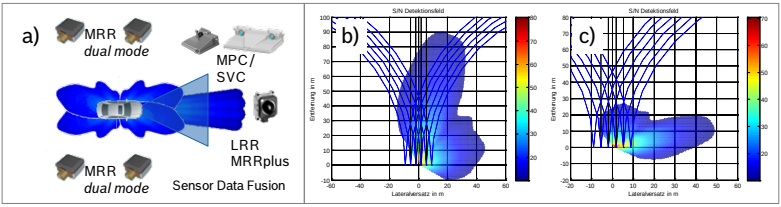



**Abbildung 2: a)** Sensorarchitektur für 360° Abdeckung basierend auf vier Mittelbereichsradaren mit schaltbarer Antenne (Dual-Mode MRR) sowie einer Frontsensorik aus Mittel- oder Fernbereichsradar (MRR/LRR) und einer Mono- oder Stereokamera (MPC/SVC). b) und c): Um 90 Grad schaltbares Empfangsfeld des Mittelbereichsradars

In einer solchen Konfiguration wird die Kombination aus einem Radar (typischerweise ein Fernbereichsradar) und einer Stereo-Video-Kamera zur Detektion im Frontbereich genutzt. Hierbei ergänzen sich die Vorteile von Radar und Video: Der Fernbereichsradar detektiert

Objekte im Bereich bis 250m (160 m für Mittelbereichsradare) und erlaubt über die Dopplermessung eine sichere Verfolgung vorausfahrender Fahrzeuge insbesondere in hoch dynamischen Situationen, wie sie z.B. spontane Bremsvorgänge darstellen. Die Stereo-Kamera liefert eine Freiflächenvermessung, die für teilautomatische Fahrfunktionen relevant ist. Durch eine Fusion von Radar und Videosensor wird eine hohe Detektionssicherheit erzielt, die für eine Vielzahl von Komfortfunktionen aber auch z.B. für einen effektiven Fußgängerschutz eingesetzt werden kann. Der Abdeckungsbereich der Frontsensorik umfasst typischerweise einen Winkelbereich von etwa 45°. Für die Abdeckung der verbleibenden 315° werden vier Radarsensoren in den Ecken des Fahrzeugs eingesetzt. Um eine redundante Detektion in wichtigen Überlappbereichen zu garantieren, ist für jeden dieser Sensoren ein Detektionsbereich von >90° erforderlich. Dies wird im vorgeschlagenen Systemlayout durch eine schaltbare Antennenkonfigurationen sichergestellt (siehe Abbildung 2b) und c)). Durch Verwendung zweier Einzelbeams mit überlappenden Seitenbeams wird eine Detektion im Nahbereich bis 140° bei hoher lateraler Auflösung von +/-0,5° erreicht. Der Detektionsbereich ist optimiert auf die relevanten Bereiche, entlang der Fahrzeugachse auf bis zu 90 m, senkrecht dazu auf 70 m. In Summe ist eine vollständige 360°-Abdeckung um das Fahrzeug mit hoher Auflösung und abschnittsweiser Redundanz in Fokusbereichen möglich.

## 3.2 E/E Architektur

Mit der wachsenden Zahl der Sensoren steigt die zu für eine Sensordatenfusion zu transmittierende Datenmenge. Entscheidend für die Performance ist daher die zugrunde liegende elektrische und elektronische (E/E) Architektur. Prinzipiell lassen sich in einem 5R1SV System die notwendigen Rechen- und Transferaufwände noch durch eine verteilte Systemarchitektur mit einer dezentralen Verarbeitung beherrschen. Private-CAN basierte E/E-Architekturen stoßen hier aber bereits an Grenzen bezüglich Latenzzeit und Transferbreite. Zusätzlich ist für zukünftige Anwendungen eine Erweiterbarkeit unter Einbeziehung von Parkfunktionen, C2X und Kartendaten zu beachten.

Als Alternative wird hier eine Architektur mit einem Zentralsteuergerät vorgestellt, siehe Abbildung 3. Wesentliche Vorteile der zentralisierten Architektur bestehen in der klar strukturierten Vernetzung mit hoher Skalierbarkeit, einer systematisch geringen Latenzzeit sowie der Möglichkeit der zentralen Fusion der Daten aller Sensoren. Da alle Daten nur einmal transferiert werden müssen, stehen grundsätzlich größere Bandbreiten auch auf CAN-basierten Systemen zur Verfügung. Ein zusätzlicher Vorteil der zentralisierten Architektur ist aber auch der vereinfachte Einsatz von schnelleren Systemen wie Flexray oder Ethernet. Zur Fusion videobasierter System sind je nach Fusionskonzept sogar Bandbreiten erforderlich, die die heutiger Ethernetsysteme nochmals übersteigen. Gleichzeitig ist kritisch zu hinterfragen, welcher Integrationslevel aus Kostensicht sinnvoll ist. So verspricht eine Voll-Integration die parallele Nutzung von Rechenressourcen, dem gegenüber stehen aber erhöhte E/E-Aufwände und die Limitierungen der funktionalen Integrierbarkeit.

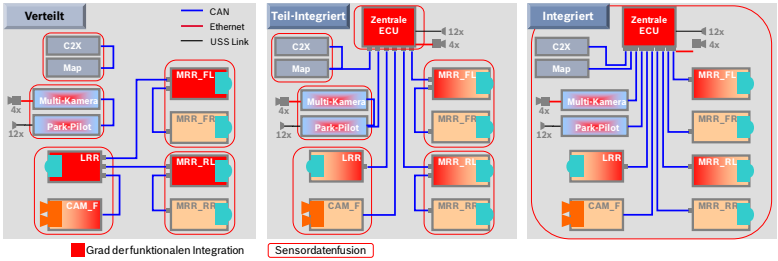



**Abbildung 3:** Mögliche E/E Architekturen für Multisensorsysteme: links verteilte Architektur, rechts integrierte Architektur. Die unterschiedlichen Anforderungen an funktionale Integration – und damit Rechenleistung beispielsweise für Sensordatenfusion - sind durch rote Einfärbung dargestellt. LRR: Long Range Radar , MRR: Midrange Radar, CAM_F: Front Camera, MCS: Multicamera System, PP: Park-Pilot, C2X: Car to Infrastructure / Car, Map: Karte, USS: Ultraschall

Direkt gekoppelt hiermit ist die Frage, in welchem Umfang Sensoren in Zukunft mit eigener Rechenleistung ausgestattet sind, d.h. in welchem Umfang sog. Smart-Sensoren im Vergleich zu rein messenden Sensoren eingesetzt werden. Ein wesentlicher Aspekt für die Bewertung dieser Frage besteht in der Skalierbarkeit der Systeme. Solange in Plattformen die Funktions- und Sensorzusammenstellung stark variiert, bieten Smart-Sensoren eine automatisch angepasste Skalierung der Rechenressourcen mit den funktionalen Anforderungen.
Eine der vielen möglichen Zwischenformen der zentralisierten Architektur ist in Abbildung 3 als „Teilintegriert“ dargestellt. Hier findet eine erste Integration in Teilelementen statt, indem z.B. die Heck-Radarsensoren als Master-Slave betrieben werden. Dies limitiert die zusätzlichen E/E-Kosten in einem modularen Design bei Inkaufnahme teilweise leicht erhöhter Latenzzeiten.

## 3.3 Software-Architektur und Sensordatenfusion

Zur Verarbeitung der Sensordaten ist eine Datenfusion der 360° Sensoren untereinander und mit der klassischen Frontsensorik erforderlich. Eine übergreifende Objekthypothese übernimmt dabei die Initialisierung und Verfolgung von Objekte im kompletten Umfeld. Hierfür bietet sich ein funktionsunabhängiges Objektmodell an, das die gesammelt aufbereiteten Daten in gleicher Weise allen 360° Funktionen zur Verfügung stellt. Während die Fusion je nach gewählter E/E-Architektur noch teilweise verteilt erfolgen kann, ist spätestens das 360°-Objektmodell zentralisiert zu erstellen. Bei der Fusion der Sensordaten ist es wichtig, die Redundanz in der Sensordeckung zur Erhöhung des Detektionslevels in der Sensordatenfusion zu verwenden. Dieser Schritt kann es in Zukunft ermöglichen, ausgehend von einer redundant überlappend ausgelegten Sensorkonfiguration zu höheren Sicherheitseinstufungen bei den zu realisierenden

Funktionen zu kommen. Hierzu ist es erforderlich, dass die Informationen der Sensoren mit Qualitätsmaßen belegt sind, die eine gewichtete Verarbeitung der Daten erlauben. Wenn dies gegeben ist, kann eine Fusion sowohl auf tieferer, messdatennäherer Ebene als auch auf höherer, objektnaher Ebene durchgeführt werden. Aufbauend auf dem übergreifenden Objektmodell kann eine einheitliche und übergreifende Situationsbewertung aufsetzen, die die Grundlage für die oben beschriebenen 360° Funktionen bietet. Um die in der E/E-Architektur enthaltende Variabilität umsetzen zu können, sind eine flexible Partitionierbarkeit der Systemsoftware sowie die Möglichkeit zur Integration aller relevanten Datenquellen elementar.

### 3.4 Abstimmung der Gesamtarchitektur

Die oben beschriebenen Vorschläge zur Sensor-, E/E- und Softwarearchitektur lassen sich in unterschiedlichen Kombinationen zu einem Gesamtsystem zusammenführen. Entscheidend für die Wahl der richtigen Kombination sind die relevanten Funktionen, die angestrebte Funktionsperformance und die resultierenden Kosten. Bei der Sensorarchitektur kann auf Basis der anvisierten Funktionen zwischen Mittel- und Fernbereichsradar sowie zwischen Mono- und Stereovideo unterschieden werden. Die E/E-Architektur erlaubt Anpassungen, die direkt kostenrelevant sind a über Latenzzeiten und Bandbreiten aber auch Performance-beeinflussend wirken. Die Software-Architektur muss die gewählten Sensor- und E/E-Strukturen inklusive der damit verbundenen Sensordatenfusion abbilden. Darüber hinaus muss die Software-Architektur unabhängig von der konkreten Hardware-Konfiguration auf ein 360° Objektmodell ausgerichtet sein, auf dem die anvisierten 360° Funktionen aufbauen können.

## 4 Zusammenfassung

Funktionen, die eine sensorische Abdeckung von 360° erfordern, werden mit künftigen Sensorkonzepten wie einem 5R1SV System umsetzbar werden. Die steigende Zahl der Sensoren erfordert ein abgestimmtes Systemdesign, angefangen von der Sensor- über die E/E- bis hin zur Softwarearchitektur und einer geeigneten Sensordatenfusion. Alle dafür notwendigen Komponenten und Bestandteile sind bereits heute verfügbar. Die Frage, welche konkreten Systemlayouts realisiert werden sollten, ist im Wechselspiel von funktionaler Zielsetzung, Systemkosten und Entwicklungsaufwand zu entscheiden.

## Literatur

[1] M. Darms, H. Winner, „A modular system architecture for sensor data processing of ADAS applications", Intelligent Vehicle Symposium 2005, 729

[2] Studie der Bosch Unfallforschung 2011, Auswertung der GIDAS -Datenbank 2001-2009

[3] R. Schubert, K. Schulze, G. Wanielik, „Auslegen eines Systems zur aktiven Durchführung von Spurwechseln", in Moderne Elektronik im Kraftfahrzeug IV, 4, 192

**Herausgeber:**
Klaus Dietmayer
(Organisation)
Klaus Bengler
Berthold Färber
Markus Maurer
Christoph Stiller
Hermann Winner

ISBN 978-3-941543-10-2