

---

# Ein neuer Systemansatz für die Fahrerwarnung bei Nacht

Marc Arnon

---



# Ein neuer Systemansatz für die Fahrerwarnung bei Nacht

Zur Erlangung des akademischen Grades eines

DOKTOR-INGENIEURS

von der Fakultät für  
Elektrotechnik und Informationstechnik  
der Universität Karlsruhe (TH)  
genehmigte

DISSERTATION

von  
Dipl.-Ing. Marc Arnon  
geb. in: Mönchengladbach

Tag der mündlichen Prüfung: 04.02.2010

Hauptreferent: Prof. Dr.-Ing. habil. Peter M. Knoll  
Korreferent: Prof. Dr. rer. nat. Uli Lemmer



# Vorwort

Diese Dissertation entstand im Rahmen meiner Tätigkeit als technischer Leiter des öffentlich geförderten Forschungsprojekts „NIRWARN“ (Near Infrared Warning) bei der Robert Bosch GmbH in Leonberg.

Mein herzlicher Dank gilt zunächst Herrn Prof. Dr.-Ing. habil. Peter Knoll, der diese Arbeit ermöglichte und als Hauptreferent fungierte sowie Herrn Prof. Dr. rer. nat. Uli Lemmer für die Übernahme des Korreferats.

Zu besonderem Dank bin ich Herrn Dr. phil. nat. Werner Uhler verpflichtet, der meine Dissertation engagiert durch eine Vielzahl fachlicher Diskussionen und Anregungen förderte und somit wesentlich zum Gelingen der Arbeit beitrug.

Bedanken möchte ich mich auch bei meiner Familie, insbesondere bei meiner Mutter, ohne deren Unterstützung mein Werdegang und die Erstellung dieser Arbeit nicht möglich gewesen wäre. Für ihre Geduld und kontinuierliche Motivation während der Ausarbeitung der Dissertation danke ich außerdem meiner Frau Giuliana.

Marc Arnon

Ingolstadt, Februar 2010



# Inhaltsverzeichnis

<b>Inhaltsverzeichnis</b>	<b>vii</b>
<b>1 Einleitung</b>	<b>1</b>
1.1 Stand der Technik . . . . .	4
1.1.1 Sensorkonzepte . . . . .	4
1.1.2 Warnende Nachtsichtsysteme . . . . .	6
1.2 Entwicklungsmethodik . . . . .	9
1.2.1 Situationsbewusstsein als Konstrukt zur Analyse des Fahrerhaltens	9
1.2.2 Generische Systemarchitektur . . . . .	12
1.3 Entwicklungsumgebung . . . . .	14
1.4 Zusammenfassung . . . . .	15
1.5 Ziele und Aufbau der Arbeit . . . . .	16
<b>2 Anforderungsanalyse</b>	<b>19</b>
2.1 Das Unfallgeschehen bei Nacht . . . . .	20
2.2 Expertendiskussion zur Fahrerwarnung . . . . .	22
2.3 Explorative Studie im Fahrsimulator . . . . .	24
2.3.1 Vorbereitung der Fahrsimulation . . . . .	24
2.3.2 Versuchsdesign und Versuchsablauf . . . . .	27
2.3.3 Ergebnisse . . . . .	28
2.4 Ableitung der Nutzeranforderungen . . . . .	29
2.5 Zusammenfassung . . . . .	31
<b>3 Systemkonzept</b>	<b>33</b>
3.1 Integration in die Fahrsimulation . . . . .	35
3.1.1 Simulation des Long Range Radarsensors . . . . .	37
3.1.2 Simulation des Videosensors . . . . .	43
3.2 Integration in den Versuchsträger . . . . .	47
3.3 Zusammenfassung . . . . .	49
<b>4 Entwicklung der Mensch-Maschine-Schnittstelle</b>	<b>51</b>
4.1 Ideengenerierung mittels Brainstorming . . . . .	51
4.1.1 Vorbereitung des Brainstorming . . . . .	51
4.1.2 Ablauf des Brainstorming . . . . .	53
4.1.3 Ergebnisse des Brainstorming . . . . .	53
4.2 Weiterentwicklung der HMI-Prototypen . . . . .	56
4.2.1 Verbesserung der peripheren Wahrnehmbarkeit der Warnung . . . . .	58
4.2.2 Periphere Vermittlung von Zusatzinformationen . . . . .	60
4.3 Zusammenfassung . . . . .	61

<b>5</b>	<b>Entwicklung der Umfeldbeschreibung</b>	<b>65</b>
5.1	Koordinatensystem . . . . .	65
5.2	Filterung der Fahrzeugbewegung . . . . .	67
5.2.1	Lineares Einspurmodell . . . . .	68
5.2.2	CTR-Modell . . . . .	70
5.2.3	Vergleich der Modelle . . . . .	71
5.3	Objekt-Tracking . . . . .	73
5.3.1	Datenassoziation und Objektmanagement . . . . .	76
5.3.2	Prädiktion und Filterung der Daten . . . . .	79
5.4	Zusammenfassung . . . . .	82
<b>6</b>	<b>Entwicklung der Umfeldinterpretation</b>	<b>83</b>
6.1	Kursprädiktion . . . . .	83
6.1.1	Spurverlaufsvorhersage anhand bewegter Objekte . . . . .	84
6.1.2	Spurverlaufsvorhersage anhand stehender Objekte . . . . .	85
6.1.3	Mischung verschiedener Quellen zur Kursprädiktion . . . . .	88
6.2	Spurplausibilisierung . . . . .	89
6.2.1	Zusätzliche Maßnahmen zur Vermeidung von fehlerhaften Spurplausibilisierungen . . . . .	92
6.3	Zusammenfassung . . . . .	94
<b>7</b>	<b>Systemuntersuchung in der Fahrsimulation</b>	<b>95</b>
7.1	Fragestellung . . . . .	95
7.2	Bekannte Arbeiten mit ähnlicher Zielsetzung . . . . .	96
7.3	Vorbereitung der Fahrsimulation . . . . .	98
7.3.1	HMI EUCLIDE . . . . .	98
7.3.2	Systemabstimmung . . . . .	100
7.3.3	Szenarien . . . . .	100
7.4	Versuchsdesign . . . . .	101
7.4.1	Stichprobe . . . . .	102
7.4.2	Versuchsablauf . . . . .	103
7.4.3	Beanspruchungsmessung . . . . .	104
7.5	Ergebnisse der objektiven Daten . . . . .	105
7.5.1	Reaktionen auf Fehlwarnungen . . . . .	106
7.5.2	Reaktionen auf berechtigte Warnungen . . . . .	110
7.6	Ergebnisse der subjektiven Daten . . . . .	118
7.6.1	Ergebnisse der Beanspruchungsmessung . . . . .	118
7.6.2	Ergebnisse der kombinierten Messung von Situation Awareness und Gebrauchstauglichkeit . . . . .	121
7.6.3	Systembewertung auf Basis der Fehlwarnungen . . . . .	122
7.6.4	Systembewertung auf Basis der berechtigten Warnungen . . . . .	123
7.7	Zusammenfassung und Diskussion der Ergebnisse . . . . .	124
<b>8</b>	<b>Expertenevaluierung im Fahrzeug</b>	<b>125</b>
8.1	Versuchsdesign . . . . .	125
8.1.1	Versuchsablauf . . . . .	126
8.1.2	Stichprobe . . . . .	128
8.2	Ergebnisse der objektiven Daten . . . . .	128
8.2.1	Reaktionen auf Fehlwarnungen . . . . .	129



8.2.2	Reaktionen auf berechtigte Warnungen . . . . .	132
8.3	Ergebnisse der subjektiven Daten . . . . .	137
8.3.1	Ergebnisse der Beanspruchungsmessung . . . . .	137
8.3.2	Ergebnisse der kombinierten Messung von Situation Awareness und Gebrauchstauglichkeit . . . . .	138
8.3.3	Systembewertung auf Basis der Fehlwarnungen . . . . .	140
8.3.4	Systembewertung auf Basis der berechtigten Warnungen . . . . .	140
8.4	Zusammenfassung und Diskussion der Ergebnisse . . . . .	141
<b>9</b>	<b>Zusammenfassung und Ausblick</b>	<b>143</b>
	<b>Formelzeichen und Indizes</b>	<b>147</b>
	<b>Literaturverzeichnis</b>	<b>151</b>
<b>A</b>	<b>Unfalltypen-Katalog</b>	<b>159</b>
<b>B</b>	<b>Grundlagen von Head-Up Displays</b>	<b>161</b>
B.1	Aufbau eines Head-Up Displays . . . . .	161
B.2	Markierung von Hindernissen im Head-Up Display . . . . .	161
<b>C</b>	<b>Berechnung des Flussmusters aus der Segmentanordnung im HMI</b>	<b>165</b>
<b>D</b>	<b>Erweitertes Kalman-Filter</b>	<b>169</b>
<b>E</b>	<b>Formalismus zur Filterung der Fahrzeugbewegung</b>	<b>173</b>
<b>F</b>	<b>Algorithmen zum Multi-Objekt-Tracking</b>	<b>177</b>
F.1	GNN-Tracking . . . . .	178
F.1.1	Zustandsraummodell zur Kalman-Filterung . . . . .	178
F.1.2	Prädiktion . . . . .	179
F.1.3	Gating . . . . .	179
F.1.4	Assoziation . . . . .	180
F.1.5	Filterung . . . . .	181
F.1.6	Objektmanagement . . . . .	182
F.2	JPDA-Tracking . . . . .	182
F.2.1	Gating . . . . .	183
F.2.2	Assoziation . . . . .	184
F.2.3	Filterung . . . . .	187
F.2.4	Objektmanagement . . . . .	188
F.3	IMM-JPDA-Tracking . . . . .	190
F.3.1	Zustandsraummodelle zur Kalman-Filterung . . . . .	190
F.3.2	Prädiktion . . . . .	192
F.3.3	Gating . . . . .	193
F.3.4	Assoziation . . . . .	194
F.3.5	Filterung . . . . .	194
F.3.6	Objektmanagement . . . . .	195
F.3.7	Umfeldmodell . . . . .	195
<b>G</b>	<b>Beispiel zum Assoziationsprozess beim JPDA-Tracking</b>	<b>197</b>

H Szenarienfolge im Fahrsimulator	199
I Fragebögen der Probandenstudien	203
J Grundlagen zur Erkennbarkeit einer Warnung im Head-Up Display	217

# Kapitel 1

## Einleitung

Im Jahr 1913 brachte die „Elektrotechnische Fabrik Robert Bosch“<sup>1</sup> das „Bosch-Licht“ auf den Markt, Abbildung 1.1. Das neue Beleuchtungssystem bestand aus Scheinwerfern, einer Lichtmaschine, einer Batterie und einem Reglerschalter zur Steuerung der Batterieaufladung [76].

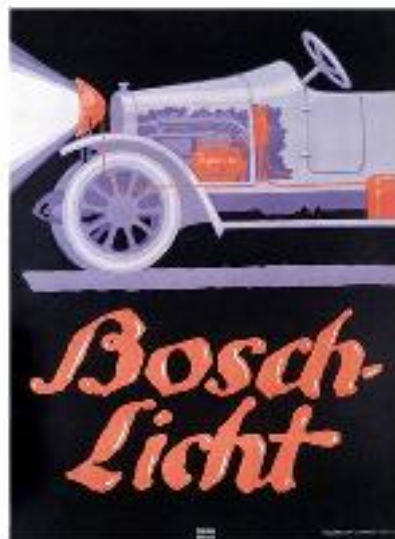


Abbildung 1.1: Werbeplakat für das Bosch-Licht 1913 [76]

Mit seiner Entwicklung lieferte Bosch einen wichtigen Beitrag zur Lösung der zunehmenden Probleme des sich rasant entwickelnden Straßenverkehrs, denn die Höchstgeschwindigkeiten der damaligen Automobile wurden innerhalb weniger Jahre derartig gesteigert, dass die mit zu schwacher Beleuchtung ausgestatteten Fahrzeuge ein immer größeres Sicherheitsrisiko für die Fahrzeuginsassen und andere Verkehrsteilnehmer darstellten.

Der Grund dafür liegt darin, dass die visuelle Wahrnehmung des Menschen bei Dunkelheit einer Reihe von physiologischen Beeinträchtigungen ausgesetzt ist [89]:

- Blendung,
- reduzierte Sehleistung (5 % der Sehleistung bei Tag), infolge dessen
- schlechtere Erkennung von Kontrasten und Farbunterschieden sowie
- schlechtere Einschätzung von Entfernungen.

---

<sup>1</sup>Vorgängerin der Robert Bosch GmbH

Bereits 1902 wurde in Württemberg eine gesetzliche Regelung erlassen, dass jedes Kraftfahrzeug „nach eingetretener Dunkelheit und bei starkem Nebel mit zwei an den Seiten vorne angebrachten, hellbrennenden Laternen von weißem Glas versehen sein muß“ [75].

Bis zum Ende des ersten Weltkriegs wurden für die Scheinwerfer von Kraftfahrzeugen immer stärkere Glühlampen verwendet. Dies bedingte eine zunehmende Blendung des Gegenverkehrs, was laut einer zeitgenössischen Quelle dazu führte, dass das Fahrzeug mit der schwächeren Beleuchtung in der Regel dazu gezwungen war, anzuhalten und den Gegenverkehr mangels Sicht passieren zu lassen [75].

Die im 20. Jahrhundert erfolgten Weiterentwicklungen des Bosch-Lichts über das asymmetrische Abblendlicht hin zu modernen Scheinwerfersystemen mit Gasentladungslampen und variabler Lichtverteilung zeigen die permanent vorhandene Notwendigkeit einer verbesserten Fahrbahnausleuchtung.

Trotz der kontinuierlichen Verbesserung im Bereich der Lichttechnik wird auch in aktuellen Untersuchungen die Kombination aus nächtlichen Sichtverhältnissen und hoher Geschwindigkeit als problematisch eingeschätzt [74]:

„Man muss für [...unbeleuchtete] Hindernisse mit Erkennbarkeitsweiten von  $< 100$  m rechnen. Dies entspricht bei einer angenommenen Vollverzögerung von  $4 \text{ m/s}^2$  und einer angenommenen Verzugszeit<sup>2</sup> von  $t = 1,5$  s einer für ein sicheres Anhalten zulässigen Höchstgeschwindigkeit von ca.  $85 \text{ km/h}$ . Höhere Geschwindigkeiten sind zumindest für Außerorts-Straßen bei Nacht kaum vertretbar.“

Mögliche Fehler des Fahrers, die im weiteren Verlauf zu einem Unfall mit dem Hindernis führen können, lassen sich laut [74] und [7] in eine der drei folgenden Kategorien einordnen:

- unzureichende Gefahrenerkennung (ausbleibende oder verspätete Reaktion),
- Entscheidungsfehler bei der Handlungsauswahl und
- Fehler bei der Ausführung der Vermeidungsaktion.

Moderne Innovationen der aktiven Fahrsicherheit, wie ESP<sup>3</sup> und HBA<sup>4</sup>, die mittlerweile zur Serienausstattung vieler Mittel- und Oberklassefahrzeuge gehören, unterstützen den Fahrer insbesondere bei der Ausführung der Vermeidungsaktion. Allerdings sind auch diesen Systemen fahrphysikalische Grenzen gesetzt, so dass ein Brems- oder Ausweichmanöver nur dann Erfolg haben kann, wenn es rechtzeitig vor der Kollision vom Fahrer eingeleitet wurde.

Als Weiterentwicklung der Systeme, die den Fahrer lediglich in seiner Reaktion unterstützen, stehen automatische Notbremssysteme, die im Falle einer unvermeidbaren Kollision eine autonome und vom Fahrer nicht mehr übersteuerbare Vollverzögerung einleiten, kurz vor der Serieneinführung [44].

Eine wichtige Komponente bei der Entwicklung autonomer Bremssysteme ist die Frage, wie ein Fehlverhalten derartiger Systeme und eine damit verbundene erhöhte Unfallgefahr unter allen Umständen vermieden werden kann. Dazu werden in der Regel zwei Bedingungen an die Auslösung solcher Systeme geknüpft:

---

<sup>2</sup>Anm.: Reaktionszeit des Fahrers

<sup>3</sup>Elektronisches Stabilitätsprogramm

<sup>4</sup>Hydraulischer Bremsassistent

- Das Kriterium der Unvermeidbarkeit einer Kollision muss zweifelsfrei berechnet und durch redundante Sensorik bestätigt worden sein.
- Eine Gefährdung des nachfolgenden Verkehrs, der aufgrund eines zu geringen Abstands bei einer Vollverzögerung auffahren könnte, muss ausgeschlossen sein.

Im Zweifel wird eine Auslösung sicherheitshalber unterdrückt, was zwangsläufig zu einer Fokussierung auf wenige, vom System sicher beherrschbare Verkehrsszenarien führt.

Die Alternative ist, den Fahrer frühzeitig vor einer gefährlichen Verkehrssituation zu warnen und ihm so die Möglichkeit zu geben, selbst Maßnahmen zur Deeskalation einzuleiten. Da der Fahrer in diesem Fall selbst Herr über sein Fahrzeug ist, liegt die Verantwortlichkeit für unberechtigte Fahrmanöver aufgrund einer falschen Interpretation der Fahrsituation bei ihm. Auf Basis von Unfallanalysen wurde errechnet, dass sich nahezu die Hälfte aller Zusammenstöße bei Nacht vermeiden ließe, wenn die Fahrerreaktion um 0,5 s vorverlegt werden könnte [42]. Der Nachteil dieser Vorgehensweise ist, dass aufgrund der Reaktionszeit des Fahrers eine Warnung deutlich früher ausgegeben werden muss, als wenn lediglich ein Bremsenaktor angesteuert werden soll.

Für den Fall, dass eine Kollision nicht nur abgeschwächt, sondern durch eine entsprechende Reaktion ganz vermieden werden soll, ergeben sich aus dem erforderlichen frühen Warnzeitpunkt Unsicherheiten bzgl. der Vorhersage des zukünftigen Verlaufs einer Fahrsituation, die zu Fehlwarnungen führen können. Die beiden Anforderungen, den Fahrer möglichst früh zu warnen und gleichzeitig keine Fehlwarnungen auszugeben, bilden einen Widerspruch zueinander, der in der Literatur häufig als „Warndilemma“ bezeichnet wird [22].

Obwohl die mit dem Warndilemma einhergehenden Unschärfen bei der Erfassung und Interpretation von Fahrsituationen bereits seit langem Forschungsthema sind [66], konzentriert sich die Entwicklung von Mensch-Maschine-Schnittstellen zur Ausgabe von Kollisionswarnungen hauptsächlich darauf, Warnungen möglichst prägnant und deutlich darzustellen [48], [67], [32]. Im Zusammenhang mit Fehlwarnungen wird in der Regel davon ausgegangen, dass der Fahrer eine fehlerhafte Systemausgabe aufgrund der unkritischen Fahrsituation, in der er sich befindet, sofort erkennt und keine falsche Reaktion ausführt.

Diese Möglichkeit hat der Fahrer bei einem warnenden Nachtsichtsystem nicht, da seine eigene Sehleistung in der Regel nicht für eine frühe Plausibilisierung der Warnung ausreicht. Vielfach bleibt ihm also nur die Wahl, sich „blind“ auf das System zu verlassen oder die Warnung zu ignorieren.

Zur Lösung des Problems wird im Rahmen dieser Dissertation ein alternativer Weg für die Fahrerwarnung beschritten. Unschärfen der Situationsinterpretation werden dem Fahrer zusammen mit der Warnung übermittelt, wodurch er in die Lage versetzt werden soll, sich ein vollständigeres Bild sowohl der Fahrsituation als auch von der Situationsinterpretation durch das Warnsystem zu machen.

Die Übertragung dieses Ansatzes, der sich bei der Auslegung von Informationsdisplays in der Luftfahrt bereits seit Langem etabliert hat [22], auf das Automobil wird anhand der vorgenommenen Entwicklungsschritte beschrieben und insbesondere aus Fahrersicht hinsichtlich seiner Vor- und Nachteile eingehend analysiert.

Aufgrund der Komplexität des Forschungsgebiets „Fahrerwarnung“ ist diese Arbeit als Beitrag zu verstehen, der die Vielzahl an Publikationen, die zu diesem Thema bereits existieren, nicht in Frage stellen, jedoch mit einem neuen Ansatz kritisch hinterfragen will.

## 1.1 Stand der Technik

Neben der Darstellung gebräuchlicher Sensorkonzepte zur Umfelderkennung wird im Folgenden ein Überblick über auf dem Markt erhältliche oder im Rahmen von Forschungsinitiativen entwickelte warnende Nachtsichtsysteme gegeben. Rein bildgebende Systeme, bei denen keine Objektdetektion und Fahrerwarnung erfolgt, wurden von der Darstellung ausgeklammert, ebenso Kollisionswarnsysteme, deren Hauptaugenmerk auf bewegten Hindernissen liegt. Insbesondere für die Warnung vor vorausfahrenden Objekten existiert bereits eine Vielzahl von technischen Lösungen, da die Beschränkung auf bewegte Hindernisse eine bessere Diskriminierung der Sensordaten von Randobjekten ermöglicht und so die Wahrscheinlichkeit von Fehlwarnungen deutlich geringer ist als bei der Einbeziehung von stehenden Hindernissen.

### 1.1.1 Sensorkonzepte

Fahrerassistenzsysteme greifen für die Erfassung des Fahrzeugumfelds auf verschiedene Sensortypen zurück, die sich in den zur Anwendung kommenden physikalischen Messprinzipien sowie in den Informationen unterscheiden, die sie über die detektierten Objekte liefern. Abbildung 1.2 zeigt, wie verschiedene Sensortechnologien zur Umfelderkennung eines modernen Oberklassefahrzeugs für die Funktionen vorausschauender Sicherheitssysteme kombiniert werden.

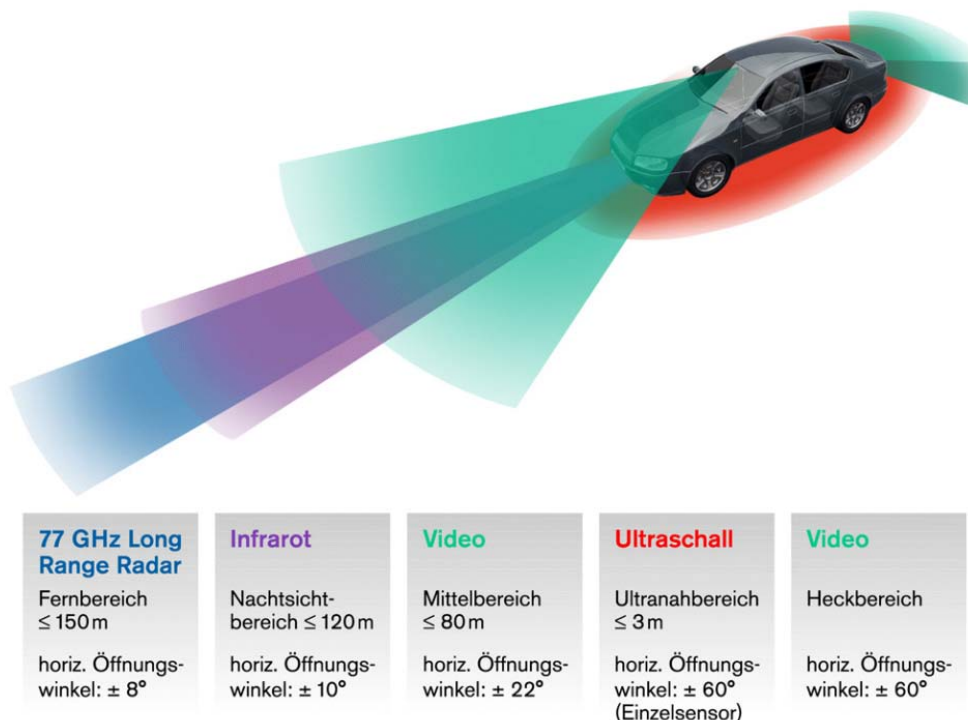


Abbildung 1.2: Kombination verschiedener Sensortechnologien zur Umfelderkennung bei vorausschauenden Sicherheitssystemen [41]

Zur Erfassung des Fernbereichs ab 50 m werden in der Regel Radar- oder Lidarsensoren verwendet.<sup>5</sup> Bei beiden Sensoren kommen ähnliche Methoden zur Abstands- und Geschwin-

<sup>5</sup>RADAR: Radio Detection And Ranging, LIDAR: Light Detection And Ranging

digkeitsmessung zur Anwendung. Allerdings reduziert sich prinzipbedingt die Erfassungreichweite optischer Sensoren bei verschlechterten Sichtbedingungen, z.B. durch Regen, in ähnlicher Weise wie beim Fahrer selbst. Im Vergleich dazu ist die Beeinträchtigung des Radarsensors durch Umwelteinflüsse deutlich geringer [82].

Aufgrund der im Vergleich zum Lidar höheren Detektionsreichweite und Zuverlässigkeit auch unter schwierigen Einsatzbedingungen werden für die Realisierung von eingreifenden oder warnenden Sicherheitssystemen in der Regel Radarsensoren eingesetzt. Daher wird im Rahmen dieser Dissertation nicht weiter auf die Lidar-Technik eingegangen; das in den folgenden Kapiteln dargestellte Systemkonzept ließe sich jedoch prinzipiell auch mit einem Lidarsensor realisieren.

Der Long-Range-Radarsensor LRR2 der Robert Bosch GmbH ist seit mehreren Jahren in verschiedenen Serienfahrzeugen vertreten und wird sowohl zur Darstellung des Fahrerassistenzsystems für die automatische Abstandsregelung, ACC (Adaptive Cruise Control), als auch zur Fahrerwarnung bei akuter Kollisionsgefahr mit bewegten Hindernissen eingesetzt [41]. In Abbildung 1.3 ist der Sensor mit seinen wesentlichen Bauelementen dargestellt, die Abmessungen betragen  $73 \times 70 \times 60 \text{ mm}^3$  (H  $\times$  B  $\times$  T) [84].



Abbildung 1.3: Long Range Radarsensor LRR2 [84]

Auf einem Träger, der gleichzeitig die Rückseite des Gehäuses und die Steckeranbindung für den Signalfuss und die Stromversorgung darstellt, ist zunächst der Hochfrequenz-Teil der Sensorhardware untergebracht. Diese Platine beinhaltet vier Radarantennen, von denen jede einen eigenen Beam aussendet. Durch ein Metallgehäuse abgeschirmt, trägt eine zweite Platine den Niederfrequenz-Teil des Sensors, auf dem die digitale Signalverarbeitung erfolgt und der Datentransfer zum Fahrzeugnetzwerk erfolgt. Den oberen Abschluss des Gehäuses bildet eine Kunststofflinse zur Bündelung der elektromagnetischen Wellen.

Das Messprinzip des Radarsensors beruht auf dem FMCW (Frequency Modulated Continuous Wave)-Verfahren. Bei diesem Messprinzip werden die Sendefrequenzen der Sensorentennen kontinuierlich in Form einer Rampe verändert, um Entfernung und Relativgeschwindigkeit zu Objekten zu messen [92]. Die Entfernung wird aus der Signallaufzeit, die Relativgeschwindigkeit nach dem Dopplerprinzip gemessen. Beide Größen können aus der Frequenzdifferenz bzw. aus der Frequenzverschiebung ermittelt werden.

Zur Bestimmung des horizontalen Winkels, mit dem ein Objekt detektiert wurde, werden die Signalechos der insgesamt vier Antennen hinsichtlich der empfangenen Signalstärke verglichen.

In warnenden und in bildgebenden Nachtsichtsystemen werden auch sogenannte FIR-Sensoren (Fern-Infrarot) angewendet [69]. Diese Sensoren setzen die thermische Strahlung von Objekten in Grauwerte um und eignen sich so besonders gut, um lebende Objekte zu detektieren. Nachteilig ist bei dieser Technologie, dass Strukturelemente der Fahrbahn, wie etwa die Randmarkierungen und sonstige kalte Objekte nur schwer erfasst werden können.

Als Alternative zur FIR-Technologie werden Kamerasysteme basierend auf NIR-Sensoren (Nah-Infrarot) eingesetzt. Dabei wird die Fahrbahn mit – für den Menschen unsichtbarer – Infrarotstrahlung ausgeleuchtet und die Fahrscene von speziellen Sensoren aufgenommen [42]. Die verwendeten Kameras werden in der Regel basierend auf CMOS (Complementary Metal Oxide Semiconductor)-Bildsensoren mit einer logarithmischen Empfindlichkeitskennlinie aufgebaut [5]. Die daraus resultierende hohe Helligkeitsdynamik ist insbesondere für Situationen mit auftretendem Gegenlicht wichtig.

Die NIR-Technologie ist nicht in der Lage, ähnlich eines FIR-Systems, Fußgänger aufgrund ihrer Wärmestrahlung zu erkennen, da Objekte im NIR-Bereich keine Strahlung emittieren. Mit einer geeigneten Fahrbahnausleuchtung ist jedoch nach [37] und [80] auch mit NIR-Kameras nachts die musterbasierte Detektion von Fußgängern bei gleichzeitiger Erfassung der Fahrspur möglich. Der innere Aufbau einer CMOS-Kamera für ein NIR-Nachtsichtsystem aus [5] ist in Abbildung 1.4 dargestellt.

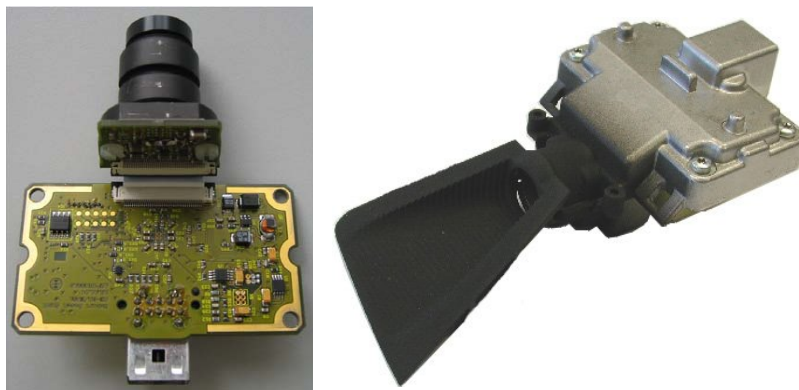


Abbildung 1.4: Aufbau einer Kamera für NIR-Nachtsichtsysteme [5]

Der Aufbau der CMOS-Kamera besteht zunächst aus dem Objektiv (Abbildung 1.4, links oben), das über einen Objektivhalter mit dem Bildsensor verbunden ist. Durch ein Flachbandkabel ist die Ansteuerungselektronik an den Bildsensor angeschlossen, deren Hauptfunktion das Auslesen der Rohbildinformation ist. Die Daten werden dann zur Bildverarbeitung weitergeleitet.

Im rechten Teil der Abbildung ist das Gehäuse der Kamera zu sehen. Sie wird in Höhe des Rückspiegels von innen an der Frontscheibe angebracht, die integrierte Streulichtblende schützt vor störenden Reflexionen der Instrumententafel.

### 1.1.2 Warnende Nachtsichtsysteme

Zum Zeitpunkt der Erstellung dieser Arbeit sind hauptsächlich bildgebende Nachtsichtsysteme in Serienfahrzeugen erhältlich. Es werden sowohl FIR-Systeme (BMW 7er) eingesetzt,



als auch die NIR-Technologie (Mercedes S-Klasse). Die Anzeige der Nachtsichtbilder erfolgt entweder innerhalb des Kombiinstrumentes oder in der Mittelkonsole.

Ein warnendes Nachtsichtsystem zur Vermeidung von Fußgängerunfällen ist seit 2004 im Honda Legend auf dem japanischen Markt erhältlich [1]. Bei diesem Fahrerassistenzsystem werden die Bilder von zwei FIR-Kameras zur Detektion von Fußgängern genutzt. Aus der Disparität der beiden Bilder wird die Entfernung, die laterale Position und die Bewegungsrichtung des Fußgängers relativ zum eigenen Fahrzeug ermittelt.

Befindet sich die detektierte Person innerhalb eines Gefahrenbereichs, „Caution Area“, der als starres Trapez links und rechts der Längsachse des Fahrzeugs angenommen wird, erfolgt eine visuelle Warnung, indem der Fußgänger in einem dem Fahrer angezeigten FIR-Bild markiert wird. Zusätzlich wird ein Warnton ausgegeben (vgl. Abbildung 1.5).

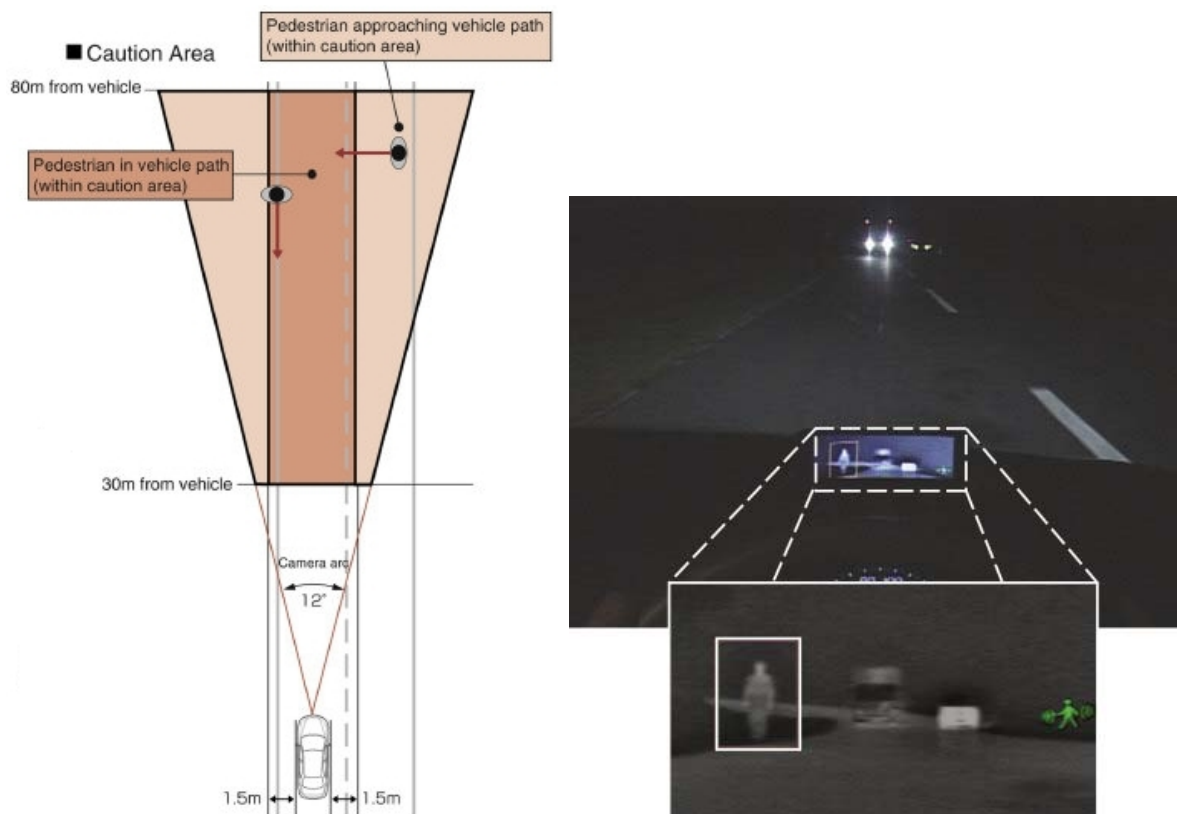


Abbildung 1.5: Links: Definition des relevanten Fahrbahnbereichs für eine Warnung des Honda FIR-Systems, Rechts: Objektmarkierung im FIR-Bild [1]

Im Rahmen der beiden von der europäischen Union geförderten Forschungsprojekte EDEL<sup>6</sup> und EUCLIDE<sup>7</sup> wurden eine Reihe von technologischen Grundlagen für warnende Nachtsichtsysteme erarbeitet.

Während EUCLIDE zur Umfelderkennung eine Sensordatenfusion aus Radarsensor und FIR-Kamera durchführt [69], verwendet EDEL die Daten von zwei NIR-Kameras. Die Schwerpunkte des EDEL-Projekts liegen in der Entwicklung von Kamera- und Ausleuchtungstechnologien basierend auf NIR-Laserscheinwerfern für Nachtsichtsysteme [8].

Beiden Projekten gemeinsam ist die Art der Ausgestaltung der Mensch-Maschine-Schnittstelle, bei der – analog zum Nachtsichtsystem des Honda Legend – relevante Objekte in

<sup>6</sup>„Enhanced Driver’s perception in poor visibility“

<sup>7</sup>„Enhanced human machine interface for on vehicle integrated driving support system“

einem Nachtsichtbild markiert werden. Aufgrund der Ähnlichkeit der beiden Projekte werden im Folgenden die Ergebnisse des EUCLIDE-Projekts näher erläutert.

Das HMI<sup>8</sup>-Konzept von EUCLIDE basiert auf einer zweistufigen Warnung [23], [68]. Bei der ersten Stufe wird in Form einer visuellen Warnung das relevante Objekt in einem Nachtsichtbild der FIR-Kamera markiert. Entsprechend der vom System ermittelten Objektklassifikation werden zur Markierung drei verschiedene Symbole verwendet:

- Fußgänger,
- Fahrzeug,
- sonstiges Hindernis (Warndreieck)

Die zweite Warnstufe besteht in einem akustischen Warnton und einem in die Frontscheibe eingespiegelten und blinkenden Warndreieck. Die Darstellung beider Warnstufen bei einer Annäherung an Fußgänger zeigt Abbildung 1.6.



Abbildung 1.6: Die beiden Warnstufen des EUCLIDE-HMI bei der Annäherung an Fußgänger

Aus den Informationen über die vom Radarsensor detektierten stehenden Randobjekte sowie über vorausfahrende Fahrzeuge und aus der Bewegung des eigenen Fahrzeugs wird eine Kursprädiktion errechnet [69]. Die Kursprädiktion des eigenen Fahrzeugs wird zur Entscheidung, ob eine Warnung erforderlich ist, mit den prädizierten Trajektorien detektierter Objekte verglichen.

Ergibt der Vergleich der Trajektorien, dass sich ein Objekt im weiteren Verlauf der Fahr-situation soweit annähert, dass eine Abstandsschwelle unterschritten wird, erfolgt die Ausgabe der ersten Warnstufe, die auch als „Informationsmodus“ bezeichnet wird. Wenn zusätzlich die noch verbleibende Zeit bis zum Erreichen der Abstandsschwelle unter einen weiteren Schwellenwert sinkt, wird zum Informationsmodus auch der „akute Warnmodus“, d.h., die zweite Warnstufe ausgegeben [71].

Für das EUCLIDE-System wurde ein zweistufiges Warnkonzept eingesetzt, um dem Fahrer die Möglichkeit zu geben, Fehlwarnungen zu identifizieren, indem er bei einer Warnung der Stufe 1 überprüft, ob sich an der markierten Position im Display tatsächlich ein Hindernis auf Kollisionskurs befindet [23]. Zu einer detaillierten Überprüfung dieses Konzepts in Bezug auf Fehlwarnungen existieren jedoch bislang keine Veröffentlichungen.

<sup>8</sup>HMI: Human-Machine Interface, Mensch-Maschine-Schnittstelle.

## 1.2 Entwicklungsmethodik

Um ein systematisches Vorgehen sicherzustellen, orientiert sich der Verfasser dieser Dissertation an einer allgemein anerkannten Methodik zur Entwicklung technischer Systeme [88]. Gemäß dieser Methodik ist die vorliegende Arbeit als eine Systemvorstudie zu verstehen, bei der eine Problemlösungsstrategie mit den folgenden Schritten angewendet wird:

- Problemanalyse,
- Problemformulierung,
- Systemsynthese,
- Systemanalyse,
- Beurteilung.

In [47] ist eine detaillierte Darstellung der Vorgehensweise zur Systemsynthese für Fahrerassistenzsysteme angegeben. Demnach erfolgt zunächst die Festlegung der Grobstruktur des Systems. Im Anschluss daran kann die Identifikation von Teilfunktionen, die Definition der Schnittstellen für den Signalfluss zwischen den Komponenten und das Herunterbrechen der Anforderungen an das System auf die einzelnen Komponenten durchgeführt werden. Generell wird zwischen der „Bottom-Up“ Vorgehensweise und der Entwicklung nach dem „Top-Down“ Prinzip unterschieden.

Bottom-Up bezeichnet einen Prozess, bei dem, ausgehend von einer Detaillösung (Sensor), schrittweise die Definition des Gesamtsystems vorgenommen wird. Dabei entscheidet im Wesentlichen die Leistungsfähigkeit der vorhandenen Sensorik über die Funktionsausprägung. Im Gegensatz dazu legt ein Entwicklungsprozess nach dem Top-Down Prinzip zunächst die Grobstruktur des Gesamtsystems fest, um dieses dann in mehreren Schritten entsprechend der Problemstellung in kleinere Teilsysteme zu zerlegen. Der Top-Down Prozess ist dann beendet, wenn ein Detaillierungsgrad erreicht ist, mit dem sämtliche Teilprobleme zur Gestaltung des Gesamtsystems beherrschbar sind. Um die Realisierbarkeit eines Systems unter vorgegebenen Rahmenbedingungen sicherzustellen, erfolgen wiederholte Wechsel zwischen Top-Down und Bottom-Up Vorgehensweisen.<sup>9</sup> Dies bewirkt ein iteratives Durchlaufen der beschriebenen Problemlösungsstrategie und die schrittweise Detaillierung der Systemarchitektur sowie der Anforderungen an das System.

### 1.2.1 Situationsbewusstsein als Konstrukt zur Analyse des Fahrerhaltens

Während der Abarbeitung der einzelnen Schritte zur Problemlösung dient ein theoretischer Rahmen zur Erklärung des Fahrerhaltens und zu dessen Einordnung in Bezug auf die Systemausgaben. Außerdem lässt sich anhand der im Folgenden erläuterten Theorie eine Strukturierung der Anforderungen an das System aus Nutzersicht vornehmen.

Bei der Erkennung von Gefahrensituationen im Straßenverkehr spielen vor allem kognitive Prozesse zur Informationsaufnahme und Informationsverarbeitung eine Rolle. Diese lassen sich unter Verwendung eines Konstrukts, genannt „Situation Awareness“ (Situationsbewusstsein), als aufeinander aufbauende Ebenen der Informationsrepräsentation im Gehirn darstellen.

---

<sup>9</sup>Die Rahmenbedingungen beziehen sich z.B. auf die Leistungsfähigkeit der verwendeten Sensorik zur Umfelderkennung.

Die Theorie der Situation Awareness stellt ein psychologisch motiviertes Modell des Menschen dar, um zu erklären, wie er Informationen aus der Umwelt aufnimmt und weiterverarbeitet. Im Rahmen des in Abbildung 1.7 dargestellten Prozesses entwickelt der Mensch ein mentales Abbild von der Situation, in der er sich gerade befindet, sowie eine Projektion über die zukünftige Entwicklung der Situation. Aus dieser Projektion werden Entscheidungen über die Ausführung von Handlungen getroffen.

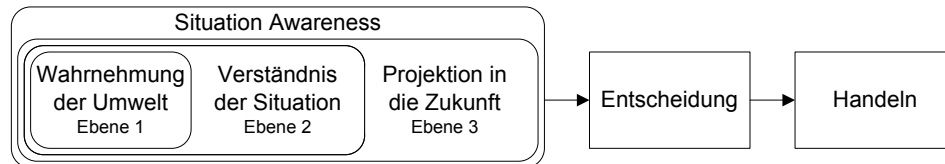


Abbildung 1.7: Situation Awareness als kognitiver Verarbeitungsprozess [22]

Die erste Ebene ist die bewusste Wahrnehmung von physikalischen Reizen und deren Zusammensetzung zu Elementen der Umwelt, z.B. die Wahrnehmung anderer Fahrzeuge im Straßenverkehr. In der zweiten Ebene wird ein Gesamtverständnis der aktuellen Situation geschaffen, in der sich der Mensch und seine Umwelt befinden. Dabei werden die in der ersten Ebene wahrgenommenen Elemente in das bereits vorhandene mentale Modell der Umwelt integriert und zueinander in Beziehung gebracht. Ein Beispiel hierfür ist die Positionierung anderer Fahrzeuge sowie deren Bewegungsrichtung. In der dritten Ebene ist der Mensch in der Lage, die zukünftige Entwicklung der Situation, in der er sich gerade befindet, vorherzusagen und Entscheidungen zu treffen. Bezogen auf das Führen eines Fahrzeugs im Straßenverkehr bedeutet dies z.B., dass der Fahrer erkannt hat, welches der Fahrzeuge zu welchem Zeitpunkt seine Fahrspur kreuzen wird.

Unzulänglichkeiten im Bereich der Informationsaufnahme, die zu einer verspäteten Reaktion des Fahrers auf ein Hindernis führen, lassen sich somit auf mangelnde Situation Awareness in einem der drei Bereiche „Wahrnehmung“, „Verständnis“ und „Projektion in die Zukunft“ zurückführen. Hier liegt der Ansatzpunkt für die Unterstützung des Fahrers durch ein Assistenzsystem zur Kollisionswarnung. Ist bekannt, welche Informationen dem Fahrer zur Ausbildung einer ausreichenden Situation Awareness zur Bewertung der Fahrsituation fehlen, so kann versucht werden, ihm diese gezielt zur Verfügung zu stellen, um eine frühe Reaktion auf ein Hindernis zu begünstigen.

### Kollisionswarnung aus ergonomischer Sicht

Eine vom Fahrer wahrgenommene Kollisionswarnung kann auf verschiedene Arten zu einer Entscheidung für eine Reaktion verarbeitet werden. Nach [72] unterscheidet man in der Ergonomie drei Varianten der Informationsverarbeitung des Menschen bei Entscheidungsprozessen:

- „Skill-based behavior“, fertigkeitbasiertes Verhalten (Entscheidungen werden aufgrund großer Erfahrung im Unterbewusstsein gefällt),
- „Rule-based behavior“, regelbasiertes Verhalten (Entscheidungen werden nach „Wenn, dann...“-Regeln gefällt) und
- „Knowledge-based behavior“, wissensbasiertes Verhalten (Entscheidungen werden auf Basis von mentalen Simulationen zur Abwägung von Alternativen gefällt).

Bei den drei Varianten der Informationsverarbeitung unterscheidet sich der jeweils erforderliche Aufwand zur Interpretation der Informationen und der damit verbundene Zeitverlust bei der Entscheidungsfindung. Das wissensbasierte Verhalten erfordert den höchsten und eine fertigkeitbasierte Reaktion benötigt den geringsten Aufwand

Beim fertigkeitbasierten Verhalten wird eine Information auf Basis von Erfahrungen intuitiv in eine Handlung umgesetzt. Das regelbasierte Entscheidungsverhalten kommt dann zur Anwendung, wenn der Fahrer sich zwar auf einen Erfahrungsschatz stützen kann, der ihm bei der Entscheidungsfindung in einer bestimmten Fahrsituation hilft, jedoch zur Auswahl der richtigen Handlungsweise aus den abgespeicherten Erfahrungen noch eine gewisse Denkleistung erforderlich ist.

Eine wissensbasierte Entscheidung beruht auf einem vollständigen Verständnis der Situation sowie auf den darauf aufbauenden Projektionen über mögliche zukünftige Zustände. Somit müssen vor einer solchen Entscheidung alle drei Ebenen der Situation Awareness nach Abbildung 1.7 durchlaufen werden.

Ein Beispiel für die wissensbasierte Interpretation von Informationen ist die Darstellung eines Infrarot-Nachtsichtbilds. Der Fahrer kann die Notwendigkeit für eine kollisionsvermeidende Handlung erst dann einschätzen, wenn er das dargestellte Bild interpretiert und für die Zukunft eine Gefährdung von sich oder anderen Verkehrsteilnehmern erkannt hat. Diese Art der Informationsverarbeitung findet jedoch nicht bei warnenden Systemen statt, da die Ausgabe einer Warnung voraussetzt, dass das System bereits eine Projektion der aktuellen Fahrsituation in die Zukunft durchgeführt hat, um dem Fahrer diese Aufgabe abzunehmen.

Regel- und fertigkeitbasierte Entscheidungen bieten die Möglichkeit, den Entscheidungsprozess zu beschleunigen, indem nicht alle, sondern maximal die ersten beiden Ebenen der Situation Awareness durchlaufen werden. Allerdings besitzt der Fahrer in diesem Fall auch eine geringe Toleranz gegenüber falschen Systemausgaben. Damit antrainierte Schemata zügig umgesetzt werden können, ist ein hohes Vertrauen in die Zuverlässigkeit des Warnsystems erforderlich. Auf eine Kollisionswarnung mit einem Bremsruck reagiert der Fahrer – wie Studien zeigen – intuitiv mit der Betätigung des Bremspedals. Wird eine solche Warnung jedoch mehrfach unberechtigt ausgegeben, so unterdrückt der Fahrer seine Reaktion und führt sie erst nach Überprüfung der Verkehrssituation auf tatsächlich vorhandene Gefahren aus.

Die unterschiedlichen Abläufe der Prozesse zur Informationsverarbeitung und Entscheidungsfindung sind in Abbildung 1.8 gemeinsam mit den durchlaufenen Ebenen der Situation Awareness dargestellt. Aus der Abbildung wird deutlich, dass Übergänge von einem direkten zu einem indirekteren Prinzip der Entscheidungsfindung, z.B. vom regelbasierten zum wissensbasierten Verhalten bei Bedarf während eines Verarbeitungsprozesses möglich sind. Dies setzt laut [91] allerdings voraus, dass sich der Mensch dessen bewusst ist, wann er welches Informationsdefizit hat, um rechtzeitig in seiner Informationsverarbeitung eine Ebene höher zu steigen.

Basierend auf den in Abbildung 1.8 zusammengefassten Überlegungen liegt es jedoch nahe, dem Fahrer zusammen mit der Warnung weitere Informationen zu übermitteln, anhand derer ihm eine Beurteilung der Warnsituation möglich ist. Im Idealfall würde der Fahrer dadurch in die Lage versetzt, selbst zu entscheiden, ob er der Warnung vertraut und sofort reagiert (regelbasiertes Verhalten), oder ob er zunächst weiter abwartet und die Situation beobachtet, um ein besseres Verständnis der Situation zu erlangen (wissensbasiertes Verhalten).

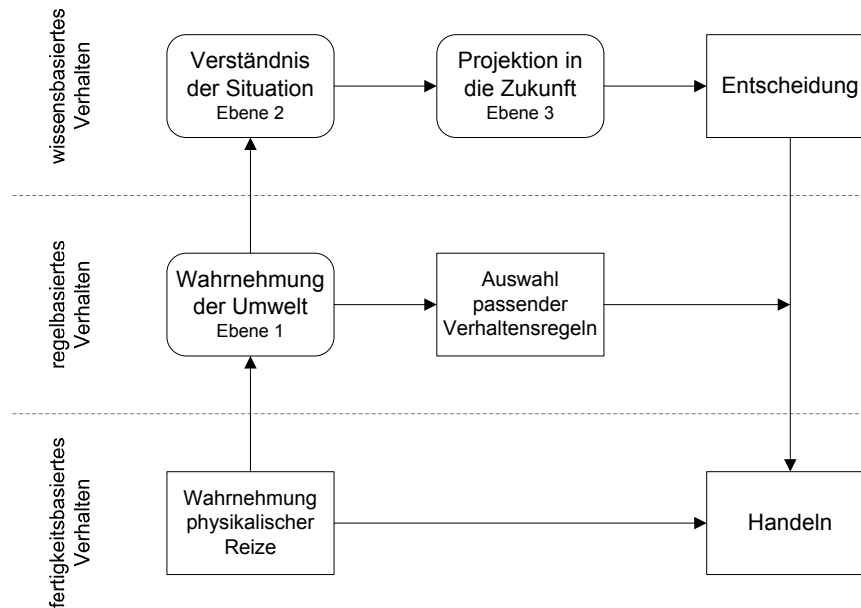


Abbildung 1.8: Gestufter Prozess zur Entscheidungsfindung (nach [91])

## 1.2.2 Generische Systemarchitektur

Die in dieser Arbeit beschriebene Entwicklung eines warnenden Nachsichtsystems folgt der in [47] beschriebenen Vorgehensweise. Die Grobstruktur für das System orientiert sich an der für Fahrerassistenzsysteme gängigen Aufteilung in aufeinander aufbauende Stufen der Sensordatenverarbeitung [64]. Das Prinzip ist in Abbildung 1.9 dargestellt und gliedert sich in die Module:

- Informationsquellen / Sensoren ( $S_1, S_2, \dots, S_n$ ),
- Umfeldbeschreibung (UB),
- Umfeldinterpretation (UI),
- Funktionen ( $F_1, F_2, \dots, F_m$ ) mit entsprechenden funktionspezifischen Umfeldinterpretationen ( $UI_1, UI_2, \dots, UI_m$ ),
- Funktionskoordination (FK),
- Mensch-Maschine-Schnittstelle und
- Akteure ( $A_1, A_2, \dots, A_k$ ).

Die Sensoren liefern die Daten zu den von ihnen detektierten Umweltelementen (Objekte, Fahrspurmarkierungen) an die Informationsplattform. Diese beinhaltet die Blöcke Umfeldbeschreibung und Umfeldinterpretation. Innerhalb der Informationsplattform laufen nach der Definition von [30] die drei wesentlichen Prozessstufen der Informationsfusion ab. Die Umfeldbeschreibung entspricht nach diesem Prozessmodell der ersten Stufe der Datenverarbeitung, genannt „Object Refinement“.

Innerhalb des Object Refinement werden die Objektinformationen der Sensoren anhand von „Tracking“-Algorithmen gefiltert. Zusätzlich kann eine Objektklassifikation erfolgen, um zusätzliche Objektattribute (z.B. Kategorie „Pkw“ oder „Lkw“) zu generieren, die von der Umfeldinterpretation und den nachgeschalteten Funktionen weiterverwendet werden. Das Ergebnis der Umfeldbeschreibung ist eine aktualisierte Liste mit gefilterten Objekten,

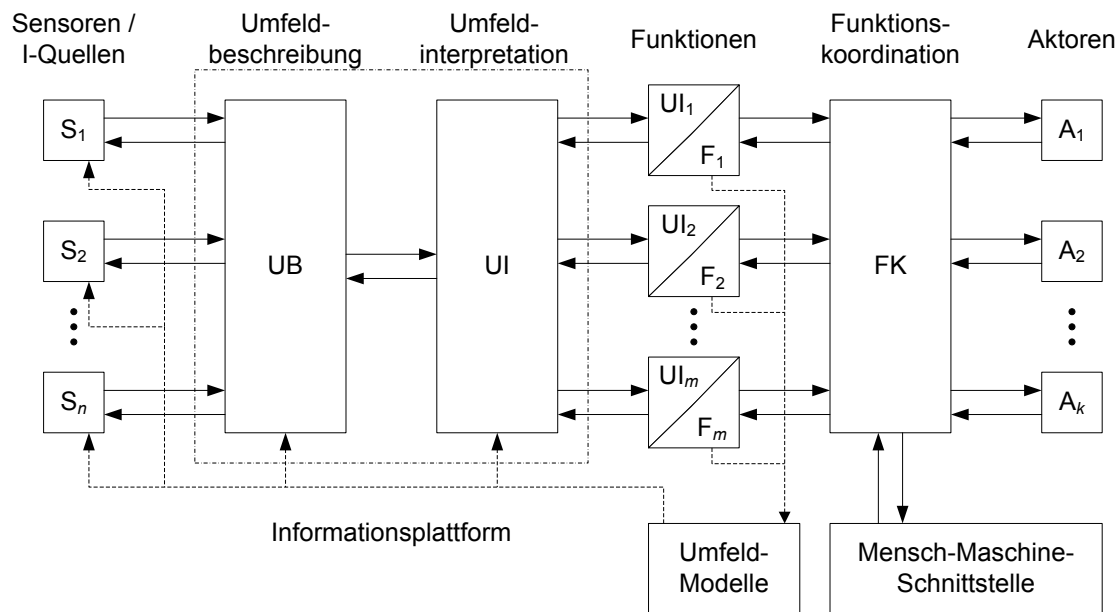


Abbildung 1.9: Blockschaltbild eines multifunktionalen Fahrerassistenzsystems [64]

die auch als „Tracks“ bezeichnet werden, und deren kinematischen Attributen. Jedes Objekt erhält dabei für die weitere Datenverarbeitung eine eindeutige Identifikation in Form einer Ordnungsnummer (ID).

Die Umfeldinterpretation umfasst die zweite und dritte Stufe der Informationsfusion („Situation Refinement“ und „Threat Refinement“). Im Rahmen des Situation Refinement werden zunächst einzelne Objekte – je nach Anforderungen der Funktionen – zu Objektkonstellationen zusammengefasst. Dieser Schritt dient der weiteren Gliederung der Informationen zur Erzeugung eines Gesamtbilds des aktuellen Fahrzustands. Um anschließend im Rahmen des Threat Refinement über das Gefährdungspotenzial der erkannten Fahrsituation zu entscheiden, muss der Ist-Zustand von Objektpositionen und Bewegungszuständen hin zu zukünftigen Zuständen durch entsprechende Verfahren prädictiert werden. Hierzu werden Umfeldmodelle verwendet, die sich aus der Funktionsspezifikation ableiten.

Zusätzlich zu dieser funktionsübergreifenden Umfeldinterpretation enthält jede Funktion eine funktionspezifische Umfeldinterpretation, um unterschiedlichen Anforderungen einzelner Assistenzfunktionen gerecht zu werden. Innerhalb einer Funktion werden z.B. die erhaltenen Daten anhand von Kennlinien umgerechnet und mit Schwellenwerten verglichen, um über die Ansteuerung eines Aktors (Bremsen) oder einer Mensch-Maschine-Schnittstelle zu entscheiden.

Eine solche Entscheidung ist meist mit der Auswahl eines oder mehrerer relevanter Objekte oder mit der Bestimmung eines relevanten Fahrbahnbereichs verbunden. Diese Informationen finden Eingang in die Umfeldmodelle, die ihrerseits zur Steuerung der Suchbereiche der Informationsplattform sowie der Sensoren verwendet werden und damit die Erfassung neuer oder die Verfolgung bekannter Objekte verbessern. Hierzu können durch die Umfeldmodelle auch Detektionsschwellen oder Filterparameter der Sensorik angepasst werden.

Die Wünsche verschiedener Funktionen zur Ansteuerung eines Aktors oder zur Ausgabe von Informationen über eine Mensch-Maschine-Schnittstelle werden innerhalb der Funktionskoordination gesammelt und vor der Ausgabe priorisiert. Dieser Prozess dient einerseits der Vermeidung einer Überlastung des Fahrers durch ein Übermaß an Informationen und

andererseits der Gewährleistung der Fahrsicherheit durch eine aufeinander abgestimmte Ansteuerung der Aktorik.<sup>10</sup>

### 1.3 Entwicklungsumgebung

Zur Entwicklung und Validierung der in dieser Arbeit beschriebenen Systemkomponenten stand eine Mercedes S-Klasse (Typbezeichnung W220) als Versuchsfahrzeug zur Verfügung. Dieser Fahrzeugtyp bietet den Vorteil, dass alle zur Realisierung des warnenden Nachtsichtsystems erforderlichen Fahrzeugsensoren (Radimpulszähler, Lenkwinkelsensor, etc.) bereits serienmäßig vorhanden und über einen CAN<sup>11</sup>-Bus vernetzt sind. Die Integration weiterer Sensoren und der Mensch-Maschine-Schnittstelle wird, aufbauend auf der entwickelten Systemarchitektur, in Kapitel 3.2 dargestellt.

Neben dem Versuchsträger wurden statische und bewegte Fahrsimulatoren zur Entwicklung eingesetzt, da diese, abgesehen von der Reproduzierbarkeit bestimmter Fahrsituationen den Vorteil bieten, die Fahrerreaktion bei kritischen Fahrsituationen untersuchen zu können, ohne die Probanden einer tatsächlichen Gefährdung auszusetzen.

Im Folgenden wird ein Überblick über die Ausstattung des verwendeten Fahrsimulators des WIVW<sup>12</sup> (Würzburger Institut für Verkehrswissenschaften) gegeben. Zusätzliche Details zur Funktionsweise der Hardware und der Software des Fahrsimulators sind in [38] zu finden.

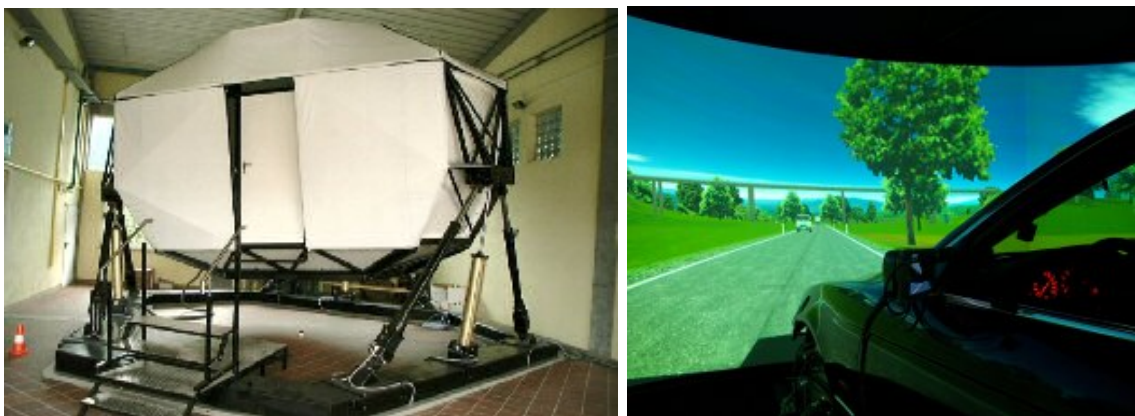


Abbildung 1.10: Links: Der Fahrsimulator in Betrieb. Rechts: Innenansicht mit Fahrzeug-Mock-Up und Projektionsfläche

Das Bewegungssystem des Fahrsimulators basiert auf einem Hexapod, der die ca. 4 t schwere Kabine mit Mockup und Projektionssystem trägt. Der Hexapod besitzt drei rotatorische und drei translatorische Freiheitsgrade, mit denen Beschleunigungen und Verzögerungen bis zu  $5 \text{ m/s}^2$  zweistufig über den folgenden Mechanismus dargestellt werden:

1. Für kurze Beschleunigungen und schnelle Fahrzeugreaktionen wird translatorisch ein Ruck erzeugt.<sup>13</sup>

<sup>10</sup>Die Ansteuerung des Motors zur Beschleunigung sollte nur erfolgen, wenn nicht eine der anderen Funktionen aufgrund einer kritischen Fahrsituation die Bremse ansteuern möchte.

<sup>11</sup>CAN: „Controller Area Network“

<sup>12</sup>[www.wivw.de](http://www.wivw.de)

<sup>13</sup>Der Ruck ist definiert als die Ableitung der Beschleunigung über der Zeit.



2. Für Beschleunigungen längerer Dauer oder solche mit höherem Betrag wird die Kuppel kontinuierlich gekippt (max. Neigung bis  $\pm 10^\circ$ ), so dass eine longitudinale Beschleunigung über die Erdanziehungskraft dargestellt werden kann.

Als Mockup wird der voll instrumentierte Vorderwagen eines BMW 520i (E39) verwendet, in dem zusätzliche Sensoren zur Erfassung der Bedieneingaben des Fahrers (Gas, Bremse, Lenkung) verbaut wurden. Der dargestellte Sichtwinkel beträgt  $180^\circ$  und wird auf eine sphärisch gekrümmte Leinwand in der Kuppel projiziert, Rück- und Seitenspiegel werden über LCDs<sup>14</sup> angezeigt. Abbildung 1.10 zeigt jeweils eine Außen- sowie eine Innenansicht des Fahrsimulators.

Zusätzlich zu dem in diesem Kapitel beschriebenen Fahrsimulator mit Bewegungssystem wurden im Rahmen der iterativen HMI-Entwicklung auch statische Fahrsimulatoren eingesetzt. Bei allen Simulatoren wurde die gleiche Simulationssoftware verwendet, um eine einfache Übertragbarkeit von Streckendefinitionen, der Sichtsimulation und der Datenschnittstellen zu ermöglichen. Weitere Details zu den statischen Fahrsimulatoren sind, zusammen mit den Untersuchungsergebnissen, in den Kapiteln 2.3 und 4.2 dargestellt.

## 1.4 Zusammenfassung

Aus der im Vergleich zu den gefahrenen Geschwindigkeiten meist unzureichenden Sichtweite der Fahrer bei Nacht ergibt sich eine erhöhte Unfallgefahr, insbesondere mit unbeleuchteten Hindernissen. Zur Unterstützung des Fahrers in solchen Situationen nehmen warnende Nachtsichtsysteme anhand von umfelderfassenden Sensoren eine Bewertung der Fahrsituation vor und geben bei entsprechender Kritikalität eine Warnung an den Fahrer aus. Aufgrund der Komplexität der realen Umwelt können bei der sensorischen Erfassung und elektronischen Interpretation einer Fahrsituation Fehler entstehen, die im weiteren Verlauf zur Ausgabe einer Fehlwarnung an den Fahrer führen und so sein Vertrauen in das System beeinträchtigen. Die Wahrscheinlichkeit, eine Fehlwarnung zu erhalten, ist im Allgemeinen umso höher, je früher die Warnung ausgegeben wird.

Durch ein warnendes Nachtsichtsystem soll der Fahrer vor Hindernissen gewarnt werden, die er zum Zeitpunkt der Warnung noch nicht selbst sehen kann. Insofern spielt sein Vertrauen in das System für den erzielbaren Nutzen eine besonders große Rolle, da er allein anhand der Systemausgaben über eine Reaktion entscheiden muss. Der Stand der Technik bietet hierzu mehrstufige Warnkonzepte, die dem Fahrer zusätzlich zur Warnung ein Nachtsichtbild der Fahrszene anzeigen, in dem er relevante Hindernisse selbst identifizieren und damit die Systemausgaben bestätigen kann. Nachteilig bei dieser Art von Mensch-Maschine-Schnittstelle ist, dass der Fahrer das Nachtsichtbild verarbeiten und „wissensbasiert“ interpretieren muss. Dieser Prozess beansprucht ihn zusätzlich und verlängert die Reaktionszeit auf eine Warnung.

Daher soll im Rahmen dieser Dissertation die Weiterentwicklung der bestehenden Systemansätze zu einer Warnungsausgabe erfolgen, die den Fahrer möglichst wenig beansprucht und ihm gleichzeitig eine möglichst umfassende Bewertung der Warnung erlaubt. Dadurch soll ein Vertrauensverlust in Bezug auf das warnende Nachtsichtsystem – trotz Fehlwarnungen – vermieden werden.

---

<sup>14</sup>LCD: Liquid Crystal Display

Die Schritte zu Systementwicklung folgen einer gängigen Methodik für technische Systeme. Diese Methodik wird für die Entwicklung der Mensch-Maschine-Schnittstelle nach dem Stand der Wissenschaft durch einen psychologisch motivierten Modellansatz für die Aufnahme und Verarbeitung von Informationen (Situationsbewusstsein) erweitert. Als Entwicklungsumgebung und zur Validierung der Systemfunktionen durch Nutzertests werden statische und bewegte Fahrsimulatoren sowie ein Versuchsfahrzeug eingesetzt.

## 1.5 Ziele und Aufbau der Arbeit

Kern dieser Arbeit ist die Entwicklung eines neuartigen Konzepts für ein warnendes Nachtsichtsystem. Schwerpunktmäßig wird eine neue Mensch-Maschine-Schnittstelle entwickelt, die daraufhin optimiert ist, dass der Fahrer einerseits so früh wie möglich gewarnt wird und andererseits Fehlwarnungen sein Systemvertrauen kaum beeinträchtigen.

Zur Gestaltung der Mensch-Maschine-Schnittstelle wird geklärt, wie die Warninformation aus ergonomischer und technischer Sicht an den Fahrer ausgegeben werden muss. Dabei wird ein bislang zur Fahrerwarnung noch nicht untersuchter und somit neuartiger Ansatz einer peripher wahrnehmbaren Warnungsdarstellung in Kombination mit der Anzeige von Vertrauensmaßen des Warnsystems verfolgt.

Zusätzlich werden die zur Realisierung des Gesamtsystems erforderlichen Softwaremodule für die Datenverarbeitung der Umfeldsensorik entwickelt. Hieraus entsteht ein warnendes Nachtsichtsystem, welches den Fahrer erstmals in die Lage versetzt, Fehlwarnungen allein anhand der Warnungsausgabe von berechtigten Warnungen zu unterscheiden.

Im Rahmen der Dissertation werden bestehende Methoden zur Durchführung und Analyse von Nutzertests für Fahrerassistenzsysteme weiterentwickelt. Es erfolgt eine explizite Einbeziehung des Situationsbewusstseins der Fahrer sowie der Interaktion zwischen Fahrer und System beim Auftreten von Fehlwarnungen. Die eingeführte Methodik stellt einen neuartigen Untersuchungsansatz dar, bei dem objektive und subjektive Merkmale kombiniert werden, so dass eine umfassende Bewertung warnender Nachtsichtsysteme anhand von Probandenversuchen ermöglicht wird.

Der Aufbau der Dissertation orientiert sich an der in Kapitel 1.2 beschriebenen Entwicklungsmethodik und startet in Kapitel 2 mit der Problemanalyse und der Zusammenstellung von Nutzeranforderungen an das warnende Nachtsichtsystem. Die Basis hierzu bilden die Daten aus Unfallanalysen und die Resultate einer Expertendiskussion sowie von Voruntersuchungen, die in einem Fahrsimulator durchgeführt wurden. Als Ergebnis wird eine Liste mit den Nutzeranforderungen erstellt, die als Grundlage für die weiteren Schritte der Systementwicklung gilt.

Thema von Kapitel 3 ist die Detaillierung der Komponentenarchitektur des warnenden Nachtsichtsystems und die entsprechende Anpassung der Entwicklungsumgebung. In diesem Zusammenhang werden auch die Weiterentwicklungen der Fahrsimulation durch die Implementierung von Sensormodellen zur Nachbildung der im Versuchsfahrzeug verbauten Sensorhardware beschrieben. Die in dieser Arbeit entwickelte phänomenologische Vorgehensweise zur Sensormodellierung ist bisher unbekannt und zeichnet sich im Gegensatz zu bestehenden Methoden durch eine hohe Flexibilität bei der Nachbildung verschiedener Sensortypen sowie der Möglichkeit der Echtzeitanwendung aufgrund des geringen Rechenbedarfs aus.

In den Kapiteln 4, 5 und 6 wird die Entwicklung der einzelnen Systemkomponenten des neuen Warnsystems dargestellt. Zunächst wird ein iterativer Prozess mit HMI-Experten durchlaufen, um verschiedene, auf Basis der Anforderungsanalyse generierte HMI-Varianten zu vergleichen (Kapitel 4). Anhand der aus der HMI-Entwicklung abgeleiteten Anforderungen an die vorgelagerte Verarbeitung der Sensordaten erfolgt die Entwicklung, Analyse und Implementierung entsprechender Algorithmen zur Umfeldbeschreibung (Kapitel 5) und -interpretation (Kapitel 6). Die beschriebenen Entwicklungsschritte verbinden also die genaue Problemformulierung in Form einer Konkretisierung der Anforderungen an das System mit der Systemsynthese.

Zur Analyse des objektiven und des subjektiven Nutzens des Warnsystems werden in Kapitel 7 zwei im Rahmen dieser Arbeit durchgeführte Fahrsimulatorstudien beschrieben. Innerhalb der Studien findet anhand der neu eingeführten Untersuchungsmethodik ein Vergleich des entwickelten Systemkonzepts mit einem Kollisionswarnsystem, das den aktuellen Stand der Technik darstellt, statt.

Die Validierung der Ergebnisse aus dem Fahrsimulator erfolgt in Form einer Expertenevaluierung des Systems unter realen Bedingungen auf einer Landstraße im Versuchsfahrzeug und wird in Kapitel 8 dargestellt.



# Kapitel 2

## Anforderungsanalyse

Die in Kapitel 1 skizzierte Problemstellung dieser Arbeit, die Kollisionswarnung des Autofahrers bei Nacht, wird in diesem Kapitel näher beleuchtet, um ein Verständnis für die Grundlagen des zu entwickelnden Systems sowie für mögliche Lösungswege zu erlangen.

Im Zusammenhang mit Fahrerassistenzsystemen ist die Berücksichtigung eines „nutzerzentrierten“ Entwicklungsprozesses wichtig, bei dem der Fahrer mit seinen Nutzeranforderungen an das System im Mittelpunkt der Entwicklungsarbeit steht [4]. Wesentliche Informationsquellen zur Ermittlung der Nutzeranforderungen sind die Befragung von Autofahrern sowie Expertenwissen, welches sich auf Erfahrungen mit den besonderen Problemstellungen des Themengebiets stützt [47].

Bei der Durchführung von Befragungen zu den Anforderungen an Kollisionswarnsysteme stößt man jedoch auf das Problem, dass die meisten Fahrer bei ihren alltäglichen Fahrten eher selten einer unmittelbaren Kollisionsgefahr ausgesetzt sind. Außerdem sind sie sich ihrer Wahrnehmungsprobleme bei Nachtfahrten und der daraus resultierenden Wünsche an ein warnendes Nachtsichtsystem nicht unbedingt bewusst. Die Befragung von Autofahrern zu den Anforderungen an ein warnendes Nachtsichtsystem würde daher höchstwahrscheinlich wenig ergiebige Rückmeldungen liefern. Die Beobachtung des Fahrerhaltens als Feldstudie zur Ermittlung typischer Verhaltensmuster (z.B. Bremsreaktionen beim Auftreten eines Hindernisses) und zur Ableitung von Anforderungen an die Systemausgaben nach [47] würde ebenfalls mangels relevanter Fahrsituationen zu trivialen Ergebnissen führen.

Um dennoch verwertbare Aussagen zu den Nutzeranforderungen zu erhalten, wurde eine Stichprobe von Fahrern in einem Fahrsimulator mit verschiedenen Fahrsituationen einer Nachtfahrt konfrontiert, bei denen sich Hindernisse auf der Fahrbahn befanden. Auf diese Weise wurden die zukünftigen Nutzer in die Lage versetzt, anhand von reproduzierbaren Szenarien ihre Wünsche an ein warnendes Nachtsichtsystem zu konkretisieren.

Bei mehreren Durchläufen wurden die Fahrer auch durch prototypisch dargestellte Kollisionswarnungen unterstützt. Diese Warnungen wurden als Ergebnis einer vorangegangenen Expertendiskussion zur Fahrerwarnung bei Nacht im Fahrsimulator realisiert. Auf diese Weise konnten die Erwartungen der Nutzer mit den Vorstellungen der Experten konfrontiert werden und ein Abgleich der Ansichten erfolgen.

Als Ergebnis der einzelnen Schritte zur Anforderungsanalyse werden am Ende dieses Kapitels die Nutzeranforderungen an den Funktionsumfang des warnenden Nachtsichtsystems in einer Liste zusammengestellt.

Eine erste objektive Annäherung an das Umfeld der Problemstellung erfolgt auf Basis von Rekonstruktionen nächtlicher Verkehrsunfälle. Anhand der beschriebenen Unfallhergänge und -ursachen werden die bei den beteiligten Verkehrsteilnehmern vorherrschenden Informationsdefizite zusammengestellt, um daraus erste Anforderungen an die Art der Fahrerunterstützung durch das warnende Nachtsichtsystem abzuleiten. Außerdem bilden die verschiedenen Typen von auftretenden Nachtunfällen eine Basis für die Definition von Fahrscenarien zur Auslegung und zum Test des Systems.

## 2.1 Das Unfallgeschehen bei Nacht

Detaillierte Untersuchungen des Unfallgeschehens bei Nacht auf bundesdeutschen Straßen werden regelmäßig von der BASt (Bundesanstalt für Straßenwesen) durchgeführt. Laut der aktuellsten Untersuchung [49] geschahen im Untersuchungsjahr 2002 ca. 28 % aller Unfälle mit Personenschaden nachts. Bei diesen Unfällen waren rund 42 % aller Getöteten und 32 % aller Schwerverletzten zu verzeichnen. Für das Jahr 2002 bedeutet dies eine Gesamtanzahl von 2884 Getöteten und 29684 Schwerverletzten, die bei Nachtunfällen verunglückt sind.

Unfälle mit Personenschaden finden nachts überwiegend innerorts (58,9 %) sowie außerorts auf Land- und Bundesstraßen (32,6 %) statt. Letztere weisen die höchsten Werte für die mittlere Unfallschwere<sup>1</sup> auf. Daher wird im Folgenden detaillierter auf die Unfalltypen und die Unfallursachen bei Nachtunfällen auf Land- und Bundesstraßen eingegangen.

Die Polizei teilt Unfälle zur statistischen Erhebung zunächst in verschiedene Einstufungen der Kategorie „Unfalltyp“ ein [25]. Diese Einteilung dient der Beschreibung des Mechanismus, der den weiteren Ablauf einer Konfliktsituation nicht mehr kontrollierbar machte und schließlich zur Kollision führte. Eine Beschreibung der im Folgenden verwendeten Unfalltypen ist in Tabelle A.1 in Anhang A angegeben.

Für Unfälle, die im Jahr 2002 nachts und außerorts ohne Autobahnen (BAB) erfolgten, ist die Anzahl sowie der prozentuale Anteil der häufigsten Unfalltypen und der zugehörigen Unfallursachen in den Tabellen 2.1 und 2.2 zusammengestellt.<sup>2</sup> Die prozentualen Anteile der einzelnen Unfalltypen beziehen sich auf das gesamte nächtliche Unfallgeschehen, d.h., auf die Summe aus Unfällen außerorts, innerorts und auf Autobahnen.

Unfalltyp	Anzahl	Anteil
Fahrunfall	15423	53,6 %
Längsverkehr	6377	31,4 %
Einbiegen/Kreuzen	3860	21,6 %
Abbiegen	2484	20,9 %
Überschreiten	478	6,8 %
ruhender Verkehr	135	5,0 %
Sonstige	3878	33,5 %

Tabelle 2.1: Nachtunfälle außerorts (ohne BAB) im Jahr 2002 nach Unfalltypen aufgeschlüsselt [49]

<sup>1</sup>Die mittlere Unfallschwere wird in [49] als die durchschnittliche Höhe der volkswirtschaftlichen Kosten für Personenschäden durch Straßenverkehrsunfälle definiert.

<sup>2</sup>Die Gesamtzahl der Unfallursachen in Tabelle 2.2 ist höher als die der Unfalltypen in Tabelle 2.1, da ein Unfalltyp mehrere Unfallursachen haben kann.

Wie aus Tabelle 2.2 deutlich wird, ist nachts die vorherrschende Unfallursache für Pkw eine nicht angepasste Geschwindigkeit, gefolgt von mangelnder Verkehrstüchtigkeit – hauptsächlich aufgrund von Alkoholenuss<sup>3</sup>. Letzteres trifft vor allem auf junge Fahrer zu, die am Wochenende meist nach dem Besuch einer Diskothek alkoholisiert die Kontrolle über ihr Fahrzeug verlieren und von der Fahrbahn abkommen [55]. Derartige Unfälle „ohne äußere Einflüsse“ sind in Tabelle 2.1 als „Fahrerunfall“ klassifiziert. Sie stellen zwar laut [49] den Hauptanteil des nächtlichen Unfallgeschehens dar, lassen sich jedoch durch ein warnendes Nachtsichtsystem nicht adressieren, da das System dem Fahrer die richtige Reaktion nicht abnimmt, sondern ihm durch die Warnung einen Zeitvorteil bei der Reaktion verschafft. Außerdem liegt der Fokus des Systems auf der Warnung vor Hindernissen auf der eigenen Fahrbahn und nicht vor Randobjekten, mit denen eine Kollision bei Verlassen der Fahrspur droht.

Unfallursache	Anzahl	Anteil
Geschwindigkeit	27865	27,8 %
Verkehrstüchtigkeit	17561	17,5 %
Vorfahrt, Vorrang	15797	15,8 %
Abbiegen, Wenden	13561	13,5 %
Abstand	9638	9,6 %
Straßenbenutzung	6375	6,4 %
falsches Verhalten der Fußgänger	3928	3,9 %
andere Fehler	19937	19,9 %

Tabelle 2.2: Nachtunfälle außerorts (ohne BAB) im Jahr 2002 nach Unfallursachen aufgeschlüsselt [49]

Unangepasste Geschwindigkeit lässt sich häufig darauf zurückführen, dass die Verkehrsteilnehmer nachts Schwierigkeiten haben, die verschlechterten Sichtbedingungen richtig einzuschätzen [49]. Fahrstil, Geschwindigkeit und Abstände zum Vorausfahrenden sind weitgehend die gleichen wie tagsüber. Den Verkehrsteilnehmern sind jedoch oftmals die im Vergleich zum Tag reduzierten Erkennungsreichweiten nicht bewusst. Dies liegt daran, dass die Fahrer zur permanent ausgeführten Fahraufgabe der Spurhaltung lediglich die Informationen der peripher wahrgenommenen Fahrbahnränder im Nahbereich verwenden [45]. Für die Wahrnehmung der Fahrbahnränder ist jedoch nachts das Abblendlicht völlig ausreichend, weshalb die Fahrer hier keine Beeinträchtigung erfahren und nicht wissen, wie kurz ihre Sichtweite tatsächlich ist.

Die bei Nacht meist geringere Verkehrsdichte erlaubt außerdem häufig höhere Geschwindigkeiten als bei Tag, welche Unfallrisiko und Unfallschwere nachteilig beeinflussen. Auch sind sich Radfahrer und insbesondere Fußgänger meist nicht darüber im Klaren, wie schlecht sie gesehen werden können.

Neben dem Unfalltyp „Längsverkehr“, der sich auf Kollisionen mit anderen, bewegten Fahrzeugen auf der eigenen oder auf der Gegenfahrspur bezieht, ist außerdem der hohe Anteil von Kreuzungsunfällen (Unfalltypen „Einbiegen/Kreuzen“ und „Abbiegen“) auffällig. Eine frühe Warnung vor derartigen Unfällen durch ein warnendes Nachtsichtsystem ist grundsätzlich mit einer großen Unsicherheit behaftet, da der konfliktauslösende Verkehrsteilnehmer (vor dem gewarnt werden soll) in der Regel zunächst hält und dann unvermittelt in eine Kreuzung einfährt oder abbiegt und dabei die Vorfahrt missachtet. Sofern sich jedoch

<sup>3</sup>Ein weiterer Grund für mangelnde Verkehrstüchtigkeit ist Übermüdung.

ein querendes Objekt bereits auf der Fahrspur des eigenen Fahrzeugs befindet, sollte der Fahrer durch das Kollisionswarnsystem darauf hingewiesen werden.

Einen vergleichsweise großen Anteil der nächtlichen Pkw-Unfälle beinhaltet der Typ „Sonstige“. Die darunter zusammengefassten Unfalltypen betreffen sowohl Wildunfälle, als auch Unfälle mit anderen stehenden Hindernissen (außer Fahrzeuge und Fußgänger). Der Anteil von Wildunfällen im Vergleich zu den weiteren „sonstigen“ Unfalltypen spielt insbesondere in ländlichen Regionen eine bedeutende Rolle.

Als besonderer Problembereich zeigen sich Unfälle mit Fußgängern aufgrund ihrer besonderen Häufigkeit und Schwere. Jeder vierte unfallbeteiligte und jeder zweite getötete Fußgänger verunglückt nachts. Die Gründe hierfür liegen in der schlechten Erkennbarkeit der Fußgänger durch die Autofahrer sowie bei mehr als der Hälfte der Fälle in falschem Verhalten des Fußgängers aufgrund von Alkoholeinfluss.<sup>4</sup>

Aus dem Blickwinkel dieser Arbeit betrachtet, lässt sich an das warnende Nachtsichtsystem die Anforderung identifizieren, dass der Fahrer durch eine möglichst frühe Warnung auf Kollisionsgefahren durch Hindernisse auf seiner Fahrbahn aufmerksam gemacht werden sollte, damit er seine Geschwindigkeit der Fahrsituation rechtzeitig anpassen kann. Außerdem erscheint eine kontinuierliche Warnungsdarstellung, die auch eine Abstandsinformation des Hindernisses beinhaltet, nicht nur bei stehenden Hindernissen, sondern auch bei der Annäherung an vorausfahrende Verkehrsteilnehmer sinnvoll, um den Fahrer bei der Einschätzung und bei der Wahl eines sicheren Abstands zu unterstützen.

Den größten Nutzen zur Reduktion der Unfallzahlen wird ein warnendes Nachtsichtsystem auf Landstraßen erbringen. Dies liegt im Wesentlichen daran, dass Kollisionen mit stehenden Objekten und eine damit einhergehende hohe Unfallschwere auf Autobahnen relativ selten sind.

Der relevante Geschwindigkeitsbereich des eigenen Fahrzeugs zum Betrieb des Systems beträgt auf Landstraßen 80 . . . 100 km/h. Aus den Statistiken lässt sich weiterhin ableiten, dass Fahrzeuge, die sich auf der eigenen Fahrbahn bewegen oder dort stehen und Menschen oder Tiere, die die Fahrbahn überqueren, als mögliche Hindernisse eine Rolle spielen. Die statistisch bedeutsamen Unfalltypen lassen sich damit zu folgenden Basisszenarien für das warnende Nachtsichtsystem zusammenfassen:

- Kollision mit stehendem Objekt (anderes Fahrzeug / sonstiges Objekt),
- Kollision mit querendem Objekt (Fußgänger / Tier),
- Kollision mit längsseits (in der Fahrtrichtung) bewegtem Objekt.

Der minimale Kurvenradius, bei dem diese Szenarien auftreten können, wird – innerhalb Deutschlands – durch die Vorgaben der RAS (Richtlinien für die Anlage von Straßen, [24]) bestimmt. Er liegt für Landstraßen, die mit einer Geschwindigkeit von 80 km/h befahren werden, bei 250 m.

## 2.2 Expertendiskussion zur Fahrerwarnung

Die Ergebnisse der Unfallanalysen sowie der Stand der Technik bei warnenden Nachtsichtsystemen wurden mit 11 Experten aus den Bereichen Sensorik, Systementwicklung,

---

<sup>4</sup>Das falsche Verhalten besteht häufig darin, dass die falsche Fahrbahnseite benutzt wird und die Regel „links gehen“ vom Fußgänger nicht beachtet wird.



Displaytechnologie, HMI-Design und Wahrnehmungspsychologie diskutiert. Als Diskussionsleitfaden diente die Fragestellung „Wie kann der Fahrer auf nicht bemerkte Hindernisse aufmerksam gemacht werden?“.

Mit dieser Formulierung wurde der Schwerpunkt der Diskussion darauf gelegt, das Übersehen von Hindernissen durch den Fahrer zu vermeiden, was im Wesentlichen Szenarien mit unbeleuchteten, stehenden Objekten betrifft. Fehlwarnungen wurden in diesem frühen Stadium der Anforderungsanalyse gezielt nicht in die Diskussion aufgenommen.

Ziel der Expertendiskussion war es, Methoden zu sammeln und zu bewerten, die den Fahrer nicht nur warnen, sondern seine visuelle Aufmerksamkeit so lenken, dass er das Hindernis in seinem Sichtbereich möglichst schnell entdeckt. Auf diese Weise soll vermieden werden, dass der Fahrer durch die Warnung zu sehr vom Verkehrsgeschehen abgelenkt wird.

Aus der Diskussion kristallisierten sich zwei Vorschläge heraus, die von den Experten besonders positiv bewertet wurden:

- Die kurzzeitige Darstellung eines Lichtimpulses oder einer Sequenz von Lichtimpulsen an einem bestimmten Punkt auf der Frontscheibe, um die Aufmerksamkeit des Fahrers in die Richtung des Hindernisses zu lenken.
- Die permanente Markierung eines Objekts über ein Symbol, welches in einer virtuellen Bildebene so dargestellt wird, dass es sich aus Fahrersicht an der Objektposition befindet (aber das Objekt nicht verdeckt).

Der Lichtimpuls soll gerade so lange dargestellt werden, dass er vom Fahrer wahrgenommen wird, aber zu kurz, als dass der Fahrer seinen Blick auf den Lichtimpuls selbst fokussieren könnte. Dadurch schaut der Fahrer zwar in die Richtung des Lichtimpulses, er wird aber durch den Impuls selbst nicht vom Verkehrsgeschehen abgelenkt.

Die weiteren Vorteile dieser Variante wurden von den Experten vor allem im technischen Bereich gesehen. Da die Anzeige direkt auf der Frontscheibe erfolgt und lediglich eine Blickzuwendung erzeugen soll, ist – im Gegensatz zu einem herkömmlichen Head-Up Display (HUD) – voraussichtlich keine zusätzliche Optik zur Erzeugung einer scharfen Abbildung erforderlich.<sup>5</sup>

Gleichzeitig ist es möglich, mit der Warnung ein größeres Blickfeld, als bei einem HUD abzudecken, so dass ein solches HMI auch zur Warnung vor Fußgängern in Kreuzungsbereichen genutzt werden könnte. Eine mögliche Überdeckung des Hindernisses durch ein permanent dargestelltes Warnsymbol wird bei dem Lichtimpuls vermieden.

Der Alternativvorschlag, die permanente Markierung eines Objekts über ein entsprechendes Symbol, macht hingegen die Anwendung aufwändiger optischer Verfahren erforderlich, um beim Fahrer den Eindruck zu erwecken, das in der virtuellen Bildebene dargestellte Warnsymbol befände sich in der tatsächlichen Entfernung des Objekts. Die angesprochenen optischen Verfahren müssen dazu in der Lage sein, die physiologischen Mechanismen, anhand derer ein Mensch Entfernungen visuell abschätzt, so zu manipulieren, dass der Eindruck entsteht, das Warnsymbol befände sich weiter entfernt, als es tatsächlich ist.<sup>6</sup>

Aufgrund der erforderlichen Optik fällt der Blickwinkel, der mit dem HUD zur Darstellung eines Symbols abgedeckt werden kann, wesentlich kleiner aus, als bei der Darstellung eines

<sup>5</sup>Bei gebräuchlichen Head-Up Displays für Pkw-Anwendungen wird ein virtuell erzeugtes Abbild eines Displays so in die Frontscheibe eingespiegelt, dass es für den Fahrer knapp oberhalb der Motorhaubenkante erscheint.

<sup>6</sup>Eine Zusammenfassung der hier wirksamen Mechanismen sowie der optischen Grundlagen von Head-Up Displays in Kraftfahrzeugen ist in Anhang B dargestellt.

kurzen Lichtimpulses auf der Frontscheibe. Allerdings würde eine Markierung des Hindernisses im Vergleich zum Lichtimpuls nach Meinung der Experten den Fahrer besser bei der Entdeckung des Hindernisses unterstützen und so die Reaktionszeit minimieren.

Akustische Warnungen wurden im Rahmen der Expertendiskussion auch thematisiert, jedoch lediglich als zusätzliche Warnmodalität zu einer visuellen Warnung in Betracht gezogen.

Mit den dargestellten HMI-Varianten wurden zwei Extreme des Lösungsraums für die visuelle Fahrerwarnung abgesteckt. Der Lichtimpuls stellt eine technisch einfach zu realisierende Lösung dar, die dem Fahrer das notwendige Minimum an Informationen liefert und ihn gleichzeitig nur in geringem Maße ablenkt. Im Gegensatz dazu erfordert die Darstellung einer permanenten Hindernismarkierung ein optisch aufwändiges HUD, um dem Fahrer einen größtmöglichen Umfang an Informationen über ein Hindernis zu übermitteln. Da die Markierung des Hindernisses permanent erfolgt, ist bei dieser Variante eine größere Tendenz zur Ablenkung des Fahrers zu erwarten.

## 2.3 Explorative Studie im Fahrsimulator

Laut dem in [26] vorgestellten Phasenmodell der Softwareentwicklung beinhaltet die Anforderungsanalyse die Durchführung von Machbarkeitsstudien. Mit solchen Studien soll in einem frühen Projektstadium die Realisierbarkeit einer bestimmten Problemlösungsstrategie untersucht werden.

Die in diesem Kapitel beschriebene Fahrsimulationsstudie folgt dieser Vorgehensweise. Durch die Konfrontation mit verschiedenen Warninformationen in simulierten Nachtfahrtsituationen werden bereits zu Beginn der Entwicklung Rückmeldungen der Fahrer über den benötigten und durch visuelle Warnungen realisierbaren Unterstützungsgrad gesammelt. Insofern ist diese Studie als eine Systemanalyse innerhalb einer ersten Iterationsschleife des in Kapitel 1.2 dargestellten Prozesses zur Problemlösung zu sehen.

### 2.3.1 Vorbereitung der Fahrsimulation

Zur Umsetzung der Varianten zur Fahrerwarnung war es wichtig, über eine Möglichkeit zu verfügen, eine optisch unverzerrte Warnung innerhalb eines großen Sichtbereichs in einem HUD darstellen zu können. Hierzu wurde ein Mockup entsprechend der Skizze in Abbildung 2.1 aufgebaut.

Der Proband sitzt bei diesem Aufbau in einem Gestell, welches mit einem Fahrersitz, einem Lenkrad und einer Pedalerie versehen ist. Zusätzlich ist der Aufbau mit einer planen Frontscheibe aus Plexiglas ausgestattet, in die das auf einer Reflektionsfläche unterhalb der Scheibe dargestellte HUD-Bild eingeblendet wird. Der virtuelle Bildabstand beträgt bei dieser Anordnung etwa 1 m zum Fahrerkopf.

Zur Darstellung der äußeren Fahrszene ist in einer Entfernung von etwa 2,5 m zum Fahrer eine Leinwand aufgestellt. Mit dieser Anordnung kann die Markierung von Hindernissen durch überlagerte Symbole realisiert werden. Ähnlich einem realen HUD heben sich die Warnsymbole durch die Darstellung in einer unterschiedlichen Bildebene von der Fahrszene ab. Die Fahrszene wurde mit den Beleuchtungsverhältnissen einer Nachtfahrt und

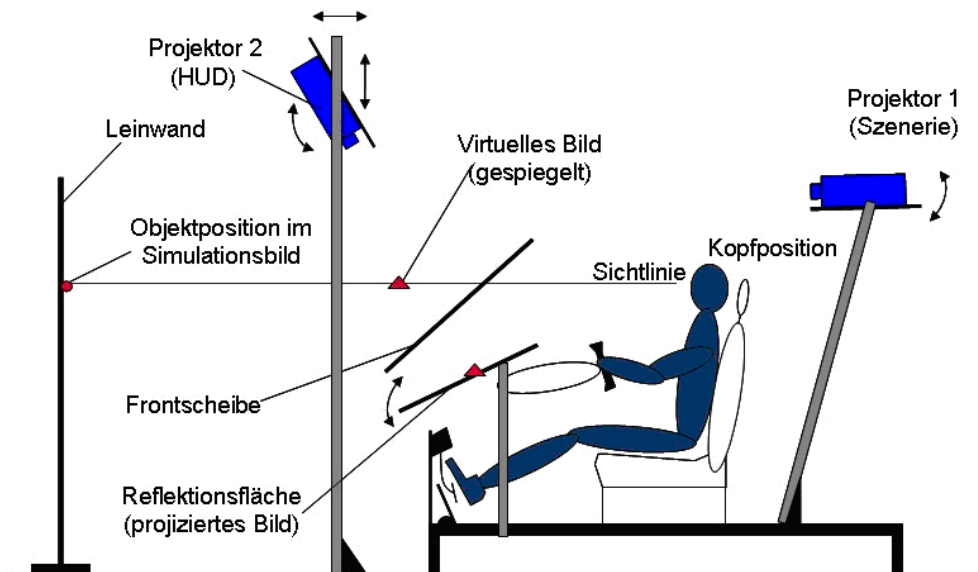


Abbildung 2.1: Mockup für Simulationsuntersuchung



Abbildung 2.2: Warnvarianten zur Anforderungsanalyse, links: Lichtimpuls, rechts: Symboldarstellung

einer auf etwa 50 m begrenzten Sichtweite dargestellt. In Abbildung 2.2 sind die beiden Warnvarianten aus der Fahrersicht im Fahrsimulator dargestellt.

Der Lichtimpuls wurde als Kreis mit einer konstanten Blickwinkelgröße von etwa  $1,2^\circ$  angezeigt, der bei einer Warnung für 0,1 s in Richtung der Hindernisposition eingeblendet wurde. Zur Auslegung der Blickwinkelgröße wurden im Rahmen dieser Arbeit gesammelte Erfahrungen aus dem Aufbau eines solchen HUD mittels LED („Light Emitting Diode“, Leuchtdiode) und einer einfachen Optik herangezogen [73]. In Vorversuchen wurden sowohl die Blickwinkelgröße, als auch die Anzeigedauer so angepasst, dass eine gute Wahrnehmbarkeit in Verbindung mit einer geringen Ablenkung der Warnung gegeben war.

Als Warnsymbol für die zweite Variante wurde ein Warndreieck dargestellt. Zur Ausgabe einer Warnung blinkte das Symbol drei Mal an der Position, die aus Fahrersicht die Objektposition darstellte. Nach dem dritten Aufblinken wurde das Warndreieck permanent angezeigt und seine Position entsprechend der Hindernisposition nachgeführt.

Die Größe des Warnsymbols wurde in jedem Rechenzyklus des Fahrsimulators der tatsächlichen Hindernisentfernung angepasst. Bei einer Hindernisentfernung von 100 m betrug die Größe des Symbols aus Fahrersicht  $1^\circ$ . Die Größe wuchs linear mit der perspektivi-

schen Objektgröße an und betrug bei 10 m Entfernung 2,3°. In Vorversuchen wurde die Warnungsdarstellung getestet und optimiert, so dass die Größe des Warnsymbols der perspektivischen Größe der dargestellten Hindernisse entsprach. Dadurch sollte ein möglichst realistischer Eindruck der Annäherung an ein Hindernis erzielt werden und der Fahrer gleichzeitig die Möglichkeit erhalten, aus der Größenänderung des Warnsymbols die Kritikalität der Situation einzuschätzen.<sup>7</sup>

Zusätzlich wurde bei der Darstellung des Warnsymbols darauf geachtet, zwar eine genaue Positionsangabe zu ermöglichen, das Hindernis jedoch nicht durch das Warnsymbol zu überdecken.

Gemäß der in Kapitel 1 erläuterten Theorie des Situationsbewusstseins lässt sich der von den HMI-Varianten gelieferte Informationsumfang bei einer Warnung nach Tabelle 2.3 gliedern.

Ebene <sup>a</sup>	Information	Darstellung der Information über...	
		Lichtimpuls	Symboldarstellung
Wahrnehmung	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Hindernisentfernung</li> <li>• laterale Hindernisposition</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• keine</li> <li>• ungefähre Richtungsangabe</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Größe des Warnsymbols</li> <li>• Vertikale Positionierung des Warnsymbols relativ zur Fahrbahn</li> <li>• permanente Anzeige der Position</li> </ul>
Verständnis	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Position relativ zur eigenen Fahrspur</li> <li>• Geschwindigkeit, mit der sich das Hindernis annähert</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• keine</li> <li>• keine</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Horizontale Positionierung des Warnsymbols relativ zur Fahrbahn</li> <li>• Größenänderung des Warnsymbols</li> </ul>
Projektion		<ul style="list-style-type: none"> <li>• Kollision möglich<sup>b</sup></li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Änderungsrate der Symbolgröße</li> </ul>

Tabelle 2.3: Informationsumfang der HMI-Varianten bei der Anforderungsanalyse

<sup>a</sup> Gemeint ist die jeweilige Ebene des Situationsbewusstseins.

<sup>b</sup> Die Ausgabe einer Warnung an sich gibt dem Fahrer die Information, dass die Möglichkeit einer Kollision besteht. Das System selbst hat die Prädiktion mit der Berechnung der *TTC* durchgeführt.

Aus der Tabelle wird deutlich, dass der Lichtimpuls lediglich die Wahrnehmung des Hindernisses unterstützt, während die Symboldarstellung dem Fahrer auch das Verständnis der Fahrsituation erleichtert, indem ihm eine Zuordnung der Hindernisposition relativ zur eigenen Fahrspur ermöglicht wird. Die Projektion der Fahrsituation in die Zukunft wird vom Lichtimpuls nur durch die Warnungsausgabe selbst unterstützt: Wird eine Warnung ausgegeben, so kann davon ausgegangen werden, dass eine Kollision bevorsteht. Insofern hat der Fahrer nur die Wahl, ob er dem System vertraut oder nicht. Die Symboldarstellung gibt dem Fahrer durch die Änderungsrate der Symbolgröße die Möglichkeit, seine Projektion zu detaillieren.

Die Anzeige der Warnungen erfolgte bei einem Objektabstand  $< 100$  m und bei einer  $TTC < 6$  s. Der Ausdruck *TTC* bezeichnet die „Time To Collision“, d.h., die verbleibende

<sup>7</sup>Zur Ableitung der verbleibenden Zeit bis zu einer Kollision aus optischen Informationen durch den Fahrer vgl. [78] und [12].

Zeit bis zum Aufprall auf ein Objekt und wird nach Gleichung 2.1 berechnet.

$$TTC = -\frac{d_{Obj}}{v_{rel}} = -\frac{d_{Obj}}{v_{Obj} - v_{Ego}} \quad (2.1)$$

Mit:

$TTC$  : Zeit bis zum Aufprall (Time To Collision) [s]

$d_{Obj}$  : Entfernung des Objekts [m]

$v_{rel}$  : Relativgeschwindigkeit zwischen eigenem Fahrzeug und Objekt [m/s]

$v_{Obj}$  : Geschwindigkeit des Objekts [m/s]

$v_{Ego}$  : Geschwindigkeit des eigenen Fahrzeugs [m/s]

Negative Werte der  $TTC$  beschreiben den für die Warnung nicht relevanten Fall, dass sich das Objekt vom eigenen Fahrzeug entfernt.

### 2.3.2 Versuchsdesign und Versuchsablauf

Für die Versuche wurden 34 Mitarbeiter, darunter acht Frauen, der Robert Bosch GmbH in Leonberg ausgewählt. Expertenwissen über das warnende Nachtsichtsystem war keine Voraussetzung für die Teilnahme am Versuch, allerdings wurde darauf geachtet, dass die Versuchspersonen einen technischen Hintergrund hatten, um Einflüsse des prototypischen Versuchsaufbaus auf die Zusammenstellung der Nutzeranforderungen gering zu halten. Die Versuchsteilnehmer besaßen im Mittel seit 13 Jahren einen Führerschein, das Durchschnittsalter lag bei 31,8 Jahren.

Der Versuchsablauf gliederte sich in die folgenden Schritte:

- Einführung in die Simulationsumgebung und in die Fahrzeugbedienung durch den Versuchsleiter sowie Befahren einer Eingewöhnungsstrecke,
- Durchführung von je einer Fahrt ohne Warnung, einer Fahrt mit Warnung durch den Lichtimpuls und einer Fahrt mit Warnung durch die Symboldarstellung,
- Ausfüllen eines Fragebogens zu den Nutzeranforderungen nach jeder Fahrt, bei der eine Warnung ausgegeben wurde.

Um die Ergebnisse der Studie auf die grundsätzlich von den Nutzern gewünschten Informationen bei der Warnung zu fokussieren, wurden Systemfehler, wie Fehlwarnungen und späte Warnungen ausgeklammert. Der während der Simulation befahrene Parcours enthielt sieben stehende Hindernisse<sup>8</sup> bei einer Gesamtlänge von 9 km.

Es wurden drei unterschiedlich verlaufende, aber inhaltlich gleiche Fahrtstrecken verwendet. Die Reihenfolge der Strecken und der Fahrten wurde innerhalb des Probandenkollektivs permutiert, um Reihenfolgeeffekte zu vermeiden. Die Fahrer wurden vor den Fahrten gebeten, eine Geschwindigkeit von 100 km/h zu fahren.

Für eine objektive Auswertung der Fahrerreaktionen wurden die Betätigung der Pedalerie und die Zeitpunkte der Warnausgaben aufgezeichnet. Mit Hilfe von Fragebögen wurden die Nutzeranforderungen der Fahrer hinsichtlich der bei einer Warnung gewünschten Informationen aufgenommen. Außerdem erfolgte eine Befragung der Fahrer bezüglich möglicherweise störender Elemente bei der Warnungsdarstellung.

<sup>8</sup>Bei den Hindernissen handelte es sich um Tiere, Menschen, Fahrzeuge und nicht überfahrbare Kisten.

### 2.3.3 Ergebnisse

In Tabelle 2.4 sind die Mittelwerte und die Standardabweichungen der Bremsreaktionszeiten für die beiden Warnvarianten angegeben. Die Reaktionszeiten wurden ab der Ausgabe einer Warnung bis zur Betätigung des Bremspedals gemessen.<sup>9</sup>

Bremsreaktionszeit	Mittelwert [s]	Standardabweichung [s]
Lichtimpuls	1,36	0,37
Symboldarstellung	1,43	0,36

Tabelle 2.4: Bremsreaktionszeiten der beiden HMI-Ausprägungen

Aus der Tabelle geht hervor, dass die Reaktionszeiten bei beiden Varianten etwa auf dem gleichen Niveau liegen. Eine Varianzanalyse zeigt keinen signifikanten Unterschied. Daraus lässt sich ableiten, dass die Fahrer bei beiden Systemausprägungen jeweils mit einem auf Basis der Vorversuche ermittelten „relativen Optimum“ konfrontiert wurden und dementsprechend die gleichen Chancen für eine erfolgreiche Kollisionsvermeidung bestanden.

Die Auswertung der Fragebögen zeigt, dass die Angabe der Hindernisposition gemeinsam mit einer Warnung von 82 % der Versuchsteilnehmer als wichtig erachtet wurde. In diesem Zusammenhang besitzen die Entfernung zum Hindernis und seine Position innerhalb der eigenen Fahrspur den höchsten Informationsgehalt für die Reaktion der Fahrer, da sie anhand dieser Angaben ihr Brems- und Ausweichmanöver planen können.

Nach Meinung vieler Probanden wurde der Lichtimpuls zu kurz und zu früh dargestellt, bevor das Hindernis tatsächlich sichtbar wurde. Dies erklärt, weshalb das Informationsangebot dieser Warnung nur für etwa die Hälfte der Versuchsteilnehmer ausreichend war. Insbesondere die Zuordnung der Warnung zu dem entsprechenden Hindernis war für die Probanden schwierig.

Allerdings war offenbar auch eine Entfernungsabschätzung anhand des sich vergrößern- den Warnsymbols bei der zweiten Warnvariante nicht für alle Versuchsteilnehmer leistbar. Die Größe des Warnsymbols war vielen Fahrern zu Beginn einer Warnung zu klein und unauffällig, gleichzeitig wurde die teilweise auftretende Verdeckung des tatsächlichen Hindernisses durch das Symbol selbst bemängelt. Viele Fahrer sahen außerdem die Gefahr, dass eine Warnung im primären Sichtfeld zuviel Aufmerksamkeit auf sich zieht und dass unter Umständen sogar automatisch in die Richtung der Warnungsanzeige gelenkt wird. Als Konsequenz bevorzugten die meisten Fahrer eine Warnung außerhalb des primären Sichtfelds, bei der auf eine direkte und permanente Markierung des Hindernisses verzichtet wird.<sup>10</sup>

Die aus der Studie abgeleiteten Ergebnisse zum Informationsbedarf des Fahrers bei der Warnung stellt Tabelle 2.5 zusammen. Als Ordnungskriterien werden die drei Ebenen des Situationsbewusstseins verwendet.

<sup>9</sup>Da die Eingewöhnungsstrecke ohne Warnsystem gefahren wurde, benötigten die Probanden bei den Fahrten mit einer der Warnvarianten in der Regel drei bis vier Warnereignisse, um sich an die jeweilige Warnung zu gewöhnen. Daher wurden zur Auswertung der Bremsreaktionszeiten lediglich die letzten drei Reaktionen einer Fahrt verwendet.

<sup>10</sup>Das primäre Sichtfeld (primary visual attention lobe, PVAL) entspricht dem Sichtbereich auf die Fahrbahn, durch den der Fahrer die visuellen Informationen zur Bahnplanung sowie zur Entdeckung von Hindernissen wahrnimmt [61], [57].

Ebene	Informationsbedarf des Fahrers
Wahrnehmung	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Hindernisentfernung</li> <li>• laterale Hindernisposition</li> </ul>
Verständnis	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Position relativ zur eigenen Fahrspur</li> <li>• Geschwindigkeit, mit der sich das Hindernis annähert</li> <li>• Klassifikation des Hindernisses<sup>a</sup></li> </ul>
Projektion	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Zeit bis zum Aufprall / Gefährlichkeit der Situation</li> <li>• Hindernisrelevanz (Brems- / Ausweichmanöver erforderlich oder nicht)</li> </ul>

Tabelle 2.5: Informationsbedarf bei einem warnenden Nachtsichtsystem

<sup>a</sup> Von den Probanden wurden als relevante Klassen „stehendes Hindernis“ oder „vorausfahrendes Fahrzeug“ sowie bei stehenden Hindernissen die Größe genannt.

Die Entscheidung, ob reagiert werden soll, spielte bei dieser Untersuchung aufgrund nicht vorhandener Fehlwarnungen keine Rolle. Als wesentlich für die Planung der Reaktion auf die Warnung erscheinen den Fahrern vor allem die Entfernung zum Hindernis sowie dessen Position innerhalb der eigenen Fahrspur. Diese Informationen möchten sie während der Annäherung an ein Hindernis möglichst permanent und detailliert erhalten.

Vor Hindernissen, die so schmal sind oder sich so weit am Fahrbahnrand befinden, dass ihnen auch bei Gegenverkehr problemlos ausgewichen werden kann, sollte aus Nutzersicht gar nicht gewarnt werden.

## 2.4 Ableitung der Nutzeranforderungen

In diesem Unterkapitel werden aus den Ergebnissen der Anforderungsanalyse entsprechende Nutzeranforderungen für die Systementwicklung abgeleitet.

### Zeitpunkt der Warnung

Wird eine Warnung zu früh ausgegeben, haben die Fahrer Probleme, der Warnung ein entsprechendes Hindernis zuzuordnen, da sie es selbst noch nicht sehen können. Andererseits besteht der Hauptnutzen der Warnung darin, frühzeitig die Geschwindigkeit an die Gefahrensituation anzupassen und die Planung eines Brems- oder Ausweichmanövers durchführen zu können, so dass dem Fahrer nach der Warnung noch genügend Zeit hierfür verbleiben muss. Unter Umständen herrscht Gegenverkehr, so dass dem Fahrer nur die Wahl eines Bremsmanövers bleibt.

*Abgeleitete Anforderungen: Der Zeitpunkt der Warnung muss so gelegt werden, dass es möglich ist, die Kollision mit einem stehenden Hindernis nach der Warnung allein durch ein Bremsmanöver zu verhindern. Kann der Fahrer ein Hindernis zum Zeitpunkt der Warnung noch nicht selbst sehen, so muss die Warnung so lange dargestellt werden, bis der Fahrer das Hindernis erkannt hat.*

### Ausgabe der Warnung

Wird eine Warnung im primären Sichtbereich des Fahrers angezeigt, so kann sie einerseits wichtige Sichtbereiche verdecken und andererseits die Aufmerksamkeit des Fahrers so sehr auf sich ziehen, dass daraus Fahrfehler resultieren.

*Abgeleitete Anforderungen: Die Warnung soll nicht im primären Sichtbereich des Fahrers angezeigt werden. Ideal ist eine periphere Wahrnehmbarkeit der Warnung, um den Ablenkungscharakter gering zu halten. Dennoch muss eine so deutliche Anzeige erfolgen, dass die Warnung sicher erkannt wird.*

### **Inhalte der Warnung**

Zur Planung der erforderlichen Reaktion benötigen die Fahrer Angaben zu Entfernung und Position des Hindernisses. Je genauer die Information, wo innerhalb der eigenen Fahrspur sich das Hindernis befindet, desto besser fühlen sich die Fahrer in der Lage, zu reagieren. Hilfreich ist dabei aus Fahrersicht auch ein Hinweis, wie kritisch die Situation ist, d.h., wie schnell reagiert werden muss.

*Abgeleitete Anforderungen: Die Warnung soll den Fahrer permanent über die Entfernung und die Position eines Hindernisses relativ zur eigenen Fahrspur informieren. Außerdem soll sie eine Information über die Kritikalität der aktuellen Fahrsituation beinhalten und zumindest zwischen stehenden und bewegten Objekten unterscheiden.*

Da eine Warnung früh erfolgen soll und die Fahrer relativ fein abgestufte Informationen zum Abstand und zur Position eines Hindernisses erwarten, wird für die HMI-Entwicklung das Hauptaugenmerk auf die visuelle Warnung gelegt. Eine zusätzliche akustische Warnung wird im Rahmen dieser Arbeit nicht betrachtet.

### **Umgang mit Fehlwarnungen**

Von einer detaillierten Analyse der Auswirkungen von Fehlwarnungen wurde im Rahmen der Anforderungsanalyse abgesehen, da der Fokus auf prinzipielle Anforderungen an die Darstellung berechtigter Warnungen gelegt wurde.

Bislang existieren kaum Untersuchungen zur Auswirkung von Fehlwarnungen auf die Akzeptanz und das Reaktionsverhalten der Fahrer bei Kollisionswarnsystemen für Kraftfahrzeuge. In [22] finden sich jedoch eine Reihe von Hinweisen für den Umgang mit fehlerhaften oder unsicheren Informationen im Zusammenhang mit Situation Awareness. Diese Quelle wurde daher zur Ableitung wichtiger Anforderungen an das Warnsystem im Zusammenhang mit Fehlwarnungen verwendet. Im weiteren Verlauf der Systementwicklung wurden diese Anforderungen iterativ weiterentwickelt und jeweils den neuen Erkenntnissen angepasst.

Laut [22] lernt der Mensch, die Verlässlichkeit von Systemen in Abhängigkeit von bestimmten Nutzensituationen einzuschätzen. Dieses Wissen wird dann wiederum zur Bewertung der Systemausgaben bei erneutem Auftreten einer bekannten Nutzensituation verwendet. Die Voraussetzung hierfür ist allerdings, dass der Mensch nicht nur die Systemausgaben selbst, sondern auch eine permanente Rückmeldung zu der Verlässlichkeit dieser Ausgaben erhält. Idealerweise erkennt der Mensch aufgrund der Rückmeldungen Systemzusammenhänge und -abhängigkeiten<sup>11</sup>, die er auch zur Ableitung von Vertrauensmaßen anwenden kann.

*Abgeleitete Anforderung: Zusammen mit der Warnung sollen dem Fahrer kontinuierlich Informationen angezeigt werden, die ihn dabei unterstützen, die Verlässlichkeit des warnenden Nachtsichtsystems einzuschätzen.*

<sup>11</sup>Die angesprochenen Systemabhängigkeiten können z.B. wetterbedingte Einschränkungen der Detektionsgenauigkeit eines Sensors sein.



## Relevante Szenarien

Nachtunfälle mit hoher Unfallschwere ereignen sich hauptsächlich auf Landstraßen. Dabei spielen, abgesehen von Unfällen, bei denen der Fahrer mangels Verkehrstüchtigkeit von der Fahrbahn abkommt, Kollisionen mit anderen Verkehrsteilnehmern, die sich in Längs- oder Querrichtung bewegen, die Hauptrolle. Dies schließt auch die Annäherung an vorausfahrende Fahrzeuge in der eigenen Fahrspur ein. Fußgänger sind, ebenso wie Tiere, aufgrund ihrer schlechten Sichtbarkeit, besonders gefährdet.

*Abgeleitete Anforderungen: Das System soll für den Einsatz auf Landstraßen ausgelegt werden. Der relevante Geschwindigkeitsbereich des eigenen Fahrzeugs beträgt 80 . . . 100 km/h. Der minimale Kurvenradius beträgt 250 m. Hindernisse können stehen oder sich längs, bzw. quer zur Fahrtrichtung des eigenen Fahrzeugs bewegen. Es sind nur solche Hindernisse relevant, die sich innerhalb der Fahrspur des eigenen Fahrzeugs befinden. Das System soll in der Lage sein, alle Hindernistypen zu detektieren, mit denen eine Kollision schwere Verletzungen oder Schäden zur Folge hätte.*

## 2.5 Zusammenfassung

Zur Zusammenstellung der Anforderungen wurden drei verschiedene Methoden der Informationsgewinnung miteinander kombiniert, um die gesammelten Erkenntnisse auf eine möglichst breite Basis objektiver und subjektiver Aussagen zu stellen.

In einem ersten Schritt erfolgte die Analyse statistischer Auswertungen von Typen und Ursachen nächtlicher Fahrzeugunfälle. Aus den Ergebnissen dieser Analyse lässt sich ableiten, dass viele Fahrer ihre Geschwindigkeit der nachts reduzierten Sichtweite nicht anpassen. Dies führt bei der Anwesenheit unbeleuchteter, stehender Objekte in der eigenen Fahrspur oft zu Kollisionen mit einer hohen Unfallschwere. Durch ein warnendes Nachtsichtsystem sollte daher eine möglichst frühe Warnung erfolgen. Zusätzlich erscheint eine Abstandsinformation auch zu vorausfahrenden Objekten sinnvoll, um Auffahrunfälle zu vermeiden. Das System sollte für den Einsatz auf Landstraßen optimiert werden, da in diesem Umfeld schwere Kollisionen nach dem oben genannten Muster besonders häufig sind.

Als zweite Informationsquelle zur Ermittlung der Anforderungen wurden die Erfahrung und das Wissen von Experten zur Kollisionswarnung abgefragt. Zusammen mit den Experten wurden zwei Vorschläge zur gezielten Lenkung der visuellen Aufmerksamkeit des Fahrers in Richtung eines Hindernisses entwickelt. Die Ideen (kurzzeitige Darstellung eines Lichtimpulses auf der Frontscheibe / permanente Markierung des Hindernisses mit einem Symbol, das sich aus Fahrersicht an der Objektposition befindet) wurden in einem statischen Fahrsimulator umgesetzt und für eine Machbarkeitsstudie genutzt.

Die Machbarkeitsstudie ist als dritte methodische Säule bei der Analyse der Nutzeranforderungen zu sehen und dient dazu, in einem frühen Entwicklungsstadium Rückmeldungen von Fahrern über den durch visuelle Warnungen realisierbaren Unterstützungsgrad zu sammeln. Aus den Ergebnissen der Studie geht hervor, dass die Fahrer zusammen mit einer Warnung vor allem eine Information zur Hindernisentfernung, zur lateralen Hindernisposition in der eigenen Fahrspur und zur Zeit bis zum Aufprall benötigen. Die ersten beiden

Informationen werden zur Planung der erforderlichen Reaktion, die letzte zur Einschätzung der Kritikalität der Fahrsituation verwendet.

Aus den gesammelten Ergebnissen wurden am Ende des Kapitels die wesentlichen Nutzeranforderungen als Lastenheft für die Systementwicklung abgeleitet.

# Kapitel 3

## Systemkonzept

Vergleicht man die drei Stufen der Datenverarbeitung, Object Refinement, Situation Refinement und Threat Refinement, innerhalb der in Kapitel 1.2.2 dargestellten Informationsplattform mit den drei Ebenen des Situationsbewusstseins, Wahrnehmung der Umwelt, Verständnis der Situation und Projektion in die Zukunft (Abbildung 1.7), so zeigen sich deutliche Analogien. Das Object Refinement der Informationsplattform entspricht demnach der Wahrnehmung der Umwelt durch den Fahrer (Ebene 1). Das Verständnis der Situation (Ebene 2) ist die Voraussetzung für eine korrekte Prädiktion der Situation in die Zukunft (Ebene 3). Dies gilt auch für das Situation Refinement, das die Basis für die Prädiktionen der Fahrsituation im Rahmen des Threat Refinement bildet. Auch die Steuerung des Suchbereichs der Sensoren und der Informationsplattform zur Erfassung interessierender Objekte hat ihre Entsprechung im Prozess der bewussten Aufmerksamkeitssteuerung eines Fahrers.<sup>1</sup>

Die dargestellte Systemarchitektur bietet also die Möglichkeit, Informationen passend zu den drei Ebenen des Situationsbewusstseins für den Fahrer auszukoppeln und über ein HMI anzuzeigen. Ein weiterer Vorteil dieses Konzepts liegt – bei geeigneter Wahl der Schnittstellen – in der Adaptierbarkeit der Funktion und des HMI an unterschiedliche Informationsplattformen. Zugleich lässt sich durch die Strukturierung eine universelle Schnittstelle zwischen der Informationsplattform und den Sensoren definieren, die sowohl durch in der Fahrsimulation simulierte Sensoren als auch durch reale Sensoren im Fahrzeug beliefert werden kann (vgl. Kapitel 3.1 und 3.2). Die Systemarchitektur nach Abbildung 1.9 dient daher in leicht abgewandelter Form als Grundlage für die Entwicklung des Kollisionswarnsystems im Rahmen dieser Arbeit.

In Abbildung 3.1 ist diese abgeänderte Struktur dargestellt, bestehend aus den Hauptmodulen Informationsplattform sowie Informationsausgabe. Die Informationsplattform wird aus drei Informationsquellen gespeist:

- Long-Range-Radarsensor ( $S_R$ ),
- Mono-Videosensor ( $S_V$ ) und
- Sensierung des Fahrzeugzustands ( $S_F$ ) mittels Radimpulszähler, Lenkwinkelsensor und Gierratensensor.

Wie auch beim generischen Konzept nach [64], beherbergt die Informationsplattform die Umfeldbeschreibung und die Umfeldinterpretation, welche beide auf spezifische Umfeldmo-

---

<sup>1</sup>Eine Übersicht kognitionspsychologischer Erkenntnisse über die Aufmerksamkeitssteuerung eines Autofahrers sowie einen Ansatz zur Modellierung dieses Prozesses enthält [93].

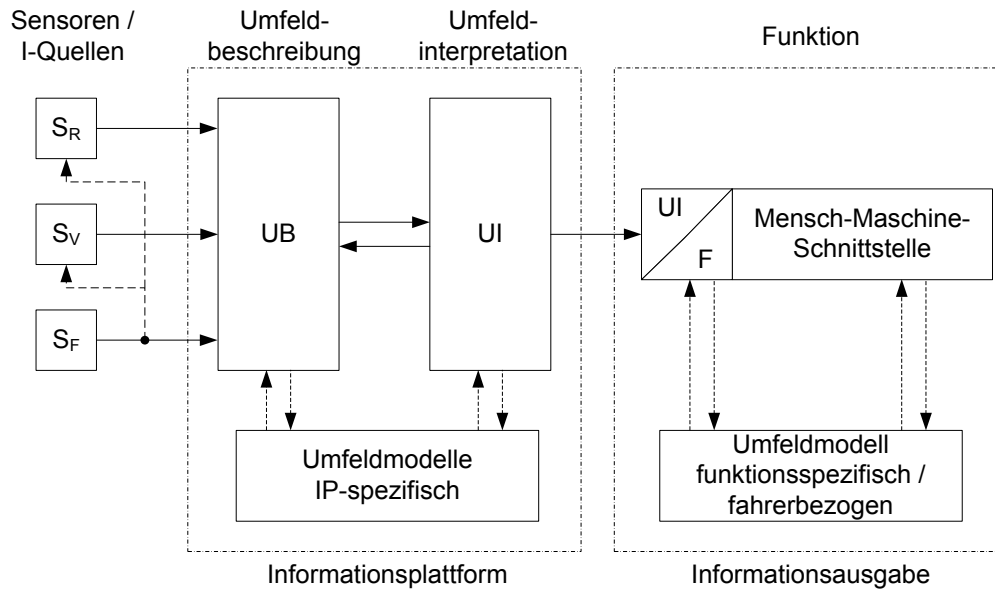


Abbildung 3.1: Architektur für das warnende Nachtsichtsystem

delle zugreifen.<sup>2</sup> Es findet keine Rückkopplung der Informationsplattform oder der Umfeldmodelle auf die Sensoren und damit auch keine gezielte Aufmerksamkeitssteuerung statt.<sup>3</sup> Die Objektdetektion des Radarsensors und die Spurdetektion des Videosensors basieren auf eigenen, sensorspezifischen Umfeldmodellen, die Daten der Fahrzeugsensorik ( $S_F$ ) empfangen.

Die Funktion und die Mensch-Maschine-Schnittstelle wurden zu einer Einheit zusammengefasst. Diese Einheit zur Informationsausgabe verwendet ein eigenes, funktionspezifisches und fahrerbezogenes Umfeldmodell.<sup>4</sup> Die Einführung eines fahrerbezogenen Umfeldmodells für die Informationsausgabe unterstützt die Auslegung der Mensch-Maschine-Schnittstelle entsprechend des Informationsbedarfs des Fahrers auf den drei Ebenen des Situationsbewusstseins. Durch die Kombination von Funktion und Mensch-Maschine-Schnittstelle wird eine bessere Entkoppelung der Informationsausgabe von der Informationsplattform bewirkt, die größere Freiheitsgrade bei der HMI-Entwicklung erlaubt. Aus diesem Grund existiert auch kein Rückkanal von der Funktion zur Umfeldinterpretation.

Die zentrale Schnittstelle zwischen Informationsplattform und Informationsausgabe wird als Liste mit gefilterten Objekten und deren Attributen (z.B. Position, Geschwindigkeit, Bewegungsrichtung) realisiert. Die Objektauswahl zur Anzeige im HMI erfolgt erst durch die Funktion in der Mensch-Maschine-Schnittstelle. Die Schnittstelle zwischen Informationsplattform und Informationsausgabe ist damit zwar deutlich größer als bei Fahrerassistenzsystemen üblich, sie ist jedoch erforderlich, um die eingangs dieses Kapitels erwähnte Übermittlung von Informationen aller drei Ebenen des Situationsbewusstseins zu ermöglichen.

Die Koordination des warnenden Nachtsichtsystems mit anderen Fahrerassistenzsystemen

<sup>2</sup>Die spezifischen Umfeldmodelle bestehen in Modellannahmen zur Objektbewegung oder zur Beschreibung von Fahrbahnverläufen.

<sup>3</sup>Bei der gewählten Sensorkonfiguration hätte eine Aufmerksamkeitssteuerung des Videosensors zur Objektdetektion auf Basis von Zielen des Radarsensors Vorteile gebracht, allerdings wurde der Videosensor in dieser Arbeit ausschließlich zur Detektion der Fahrbahnmarkierungen genutzt.

<sup>4</sup>Das funktions- und fahrerspezifische Umfeldmodell dient zur geeigneten Umrechnung der Daten der Informationsplattform in die innerhalb der Funktion verwendeten Größen zur Warnungsdarstellung.

ist nicht Thema dieser Arbeit und wurde daher auch beim Systemkonzept ausgeklammert. Da der Fahrer durch ein warnendes, jedoch nicht eingreifendes Nachtsichtsystem unterstützt werden soll, ist innerhalb der Architektur auch keine Aktorik vorgesehen.

Um die für die Informationsplattform erforderlichen Umfeldmodelle und Methoden zur Datenassoziation sowie zur Datenprädiktion festzulegen, müssen zunächst die Anforderungen an die Informationsplattform aus Sicht des HMI und der zugehörigen Funktion konkretisiert werden. Im Rahmen dieses Prozesses ist der Schritt von den abstrakten Nutzeranforderungen hin zu einer konkreten Ausgestaltung des HMI zu vollziehen.

### 3.1 Integration in die Fahrsimulation

Um eine realitätsnahe Darstellung des Abblendlichts sowie verschiedener bewegter und stehender Objekte bei Dunkelheit zu ermöglichen, war eine Weiterentwicklung der Fahrsimulatorsoftware zur visuellen Darstellung der Fahrbahn und der Umgebung erforderlich. Die für die Nachtfahrt simulierte Scheinwerferausleuchtung entspricht der asymmetrischen Lichtverteilung des Abblendlichts und erlaubt eine Sichtweite von maximal 80 m (vgl. Abbildung 3.2, das kleine Bild oben rechts zeigt den Fahrer im Mockup).



Abbildung 3.2: Screenshot der simulierten Abblendlichtverteilung

Zur Durchführung der Untersuchungen im Rahmen dieser Arbeit wurde der Fahrsimulator mit Bewegungssystem um ein Head-Up Display erweitert. Basis hierfür bildet ein LCD-Monitor, dessen nutzbare Bildfläche etwa  $200 \times 150 \text{ mm}^2$  beträgt. Die Anordnung des Head-Up Displays im Fahrsimulator erfolgte relativ zur primären Sichtlinie des Fahrers in einem vertikalen Winkel von ca.  $5^\circ$  entsprechend den Vorgaben von [65]<sup>5</sup> und [23]<sup>6</sup>. Zur Verdeutlichung zeigt Abbildung 3.3 die Einbaulage des Displays, das in der Motorhaube versenkt ist, während eine dünne Glasscheibe als Combiner fungiert. Diese optische Anordnung zur Darstellung des Head-Up Displays bot sich als aufwandsärmste Variante an, bei der unerwünschte Verzerrungen in der Bilddarstellung ausgeschlossen werden konnten.

Oftmals werden Fahrsimulationsuntersuchungen von Fahrerassistenzsystemen angezweifelt, da die Übertragbarkeit der Ergebnisse in die Realität fragwürdig erscheint. Neben einer

<sup>5</sup>[65] hat auf Basis mehrerer Labor- und Fahrzeugstudien optische Auslegungsrichtlinien für Head-Up Displays erstellt.

<sup>6</sup>In [23] ist die optische Anordnung des EUCLIDE HUD dargestellt.



Abbildung 3.3: Außenansicht des Mockups mit integriertem HUD

ausgereiften visuellen, akustischen und kinesthätischen Nachbildung der Realität muss auch eine realitätsnahe Darstellung des untersuchten Fahrerassistenzsystems und der entsprechenden Sensorik zur Umfelderkennung sichergestellt sein, um die Fahrsimulationsergebnisse über die Grenzen des Fahrsimulators hinaus verwerten zu können.

Bislang haben sich Arbeiten zur Simulation des Messverhaltens umfelderfassender Sensoren für Fahrerassistenzsysteme darauf konzentriert, die den entsprechenden Sensoren zugrunde liegenden physikalischen Messprinzipien nachzubilden, vgl. [83] und [56]. In [83] wird die Implementierung eines Simulationsmodells für einen Radarsensor beschrieben, welches auf der Berechnung von zufällig gestörten *RCS*- („Radar Cross Section“-)Werten<sup>7</sup> basiert. Die auf diese Weise berechneten physikalischen Daten von Sensorobjekten werden der Signalverarbeitung eines existierenden Radarsensors zugeführt, um ein realistisches Messverhalten nachzubilden. Die beschriebene Methode eignet sich jedoch nur für die Simulation eines bestimmten Sensortyps, da dessen Algorithmen zur Signalverarbeitung genutzt werden. Zusätzlich bestehen aufgrund ihrer Komplexität und des damit verbundenen Rechenaufwands derzeit in aller Regel keine Möglichkeiten für die Echtzeitanwendung in einem Fahrsimulator.

Daher wurde im Rahmen dieser Dissertation ein generisches Modell eines Radarsensors entwickelt, welches es erlaubt, sowohl die Detektion von Objekten, als auch die Messung kinematischer Objektattribute, wie Position und Relativgeschwindigkeit, in Echtzeit zu simulieren. Das Messverhalten des Sensormodells wurde anhand realer Messungen des im Versuchsfahrzeug verbauten Long-Range-Radarsensors LRR2 (vgl. Kapitel 1.1.1) kalibriert.

Zusätzlich wurde ein weiteres Modell zur Nachbildung des Videosensors für die Spurdetektion entwickelt. Der Einsatz der Sensormodelle erfolgte sowohl zur Entwicklung der Datenverarbeitungsalgorithmen des warnenden Nachtsichtsystems, als auch zur Untersuchung des Systems in zwei Fahrsimulationsstudien.

---

<sup>7</sup>Der *RCS* (Radarquerschnitt) eines Objekts ist ein Maß für die Energiemenge, die von diesem Objekt zu einem Sensor zurückgestrahlt wird, wenn dieser elektromagnetische Wellen im Hochfrequenzbereich in Richtung des Objekts sendet [43]. Dazu wird durch den *RCS* die Größe einer reflektierenden Fläche angegeben, die ein gleich hohes Radarecho wie das Objekt liefert.

### 3.1.1 Simulation des Long Range Radarsensors

Das Dateninterface zwischen dem Sensormodell und der Informationsplattform wird von der Schnittstelle des realen Sensors vorgegeben und enthält die folgenden Informationen in Form einer Liste für 64 Objekte:

- digitaler Wert (0, 1), der angibt, ob das betreffende Objekt im aktuellen Messzyklus detektiert wurde und ob die angegebenen Objektattribute gültig sind,
- $r$  [m], radiale Entfernung (vgl. Abbildung 5.2),
- $\phi$  [rad], Winkel zwischen der Längsachse des eigenen Fahrzeugs und dem Sensorobjekt (vgl. Abbildung 5.2),
- $v_{rel}$  [m/s], Relativgeschwindigkeit des Sensorobjekts zum eigenen Fahrzeug.

In der Realität wird das vom Objekt zum Sensor zurückgestrahlte Signal durch Regen, thermische Hintergrundstrahlung oder multiple Reflektionen anderer Objekte gestört [9]. Außerdem kann sich der *RCS* (s. Fußnote 7) von Objekten, entsprechend ihrer Position und der damit dem Sensor zugewandten Fläche, während einer Messung ändern. Dementsprechend variiert entweder das vom Objekt zurückgestrahlte Signal oder es ändern sich die Störgrößen des Signals aufgrund von Umwelteinflüssen. Aus diesem Grund definiert man die Wahrscheinlichkeit, mit der ein Objekt von einem Sensor detektiert, d.h. von den Störgrößen separiert werden kann, als Funktion des Verhältnisses der Signalstärke zum Hintergrundrauschen, *SNR* („Signal to Noise Ratio“) [9].

Algorithmen zur Sensordatenverarbeitung setzen für gewöhnlich eine Schwelle des *SNR*-Werts an, die ein Objekt überschreiten muss, um als „detektiert“ zu gelten. Zur Verdeutlichung dieses Prozesses zeigt Abbildung 3.4 das an zwei aufeinanderfolgenden Zeitpunkten empfangene Frequenzspektrum eines FMCW-Radarsensors mit der Darstellung des *SNR*-Pegels (durchgezogene und gestrichelte grüne Linie). Die rote Linie markiert eine adaptive Schwelle, bei deren Überschreiten ein Objekt angenommen wird. Die entsprechenden normalisierten Frequenzen sind in dem Diagramm mit einem Kreuz markiert.<sup>8</sup>

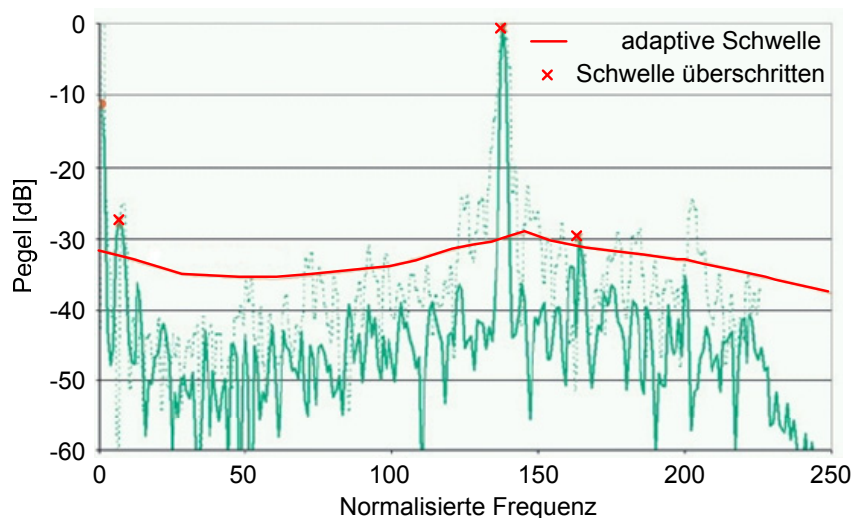


Abbildung 3.4: Frequenzspektrum eines FMCW-Radarsensors [84]

<sup>8</sup>Der Peak bei der normalisierten Frequenz 0 stammt von der Linse des Radarsensors und wird daher für die weitere Verarbeitung nicht berücksichtigt.

Die Lage der adaptiven Schwelle in Abbildung 3.4 definiert zunächst die Wahrscheinlichkeit  $P_{FA}$  (FA: Fehlarbeit), mit der Peaks, die eigentlich dem Hintergrundrauschen zuzuordnen sind, als Objekte identifiziert werden. Über den  $SNR$ -Pegel hängt von der Lage der Schwelle jedoch auch die Detektionswahrscheinlichkeit  $P_D$  ab, mit der neue Objekte vom Sensor erkannt werden. Dieser Zusammenhang ist beispielhaft in Abbildung 3.5 dargestellt.

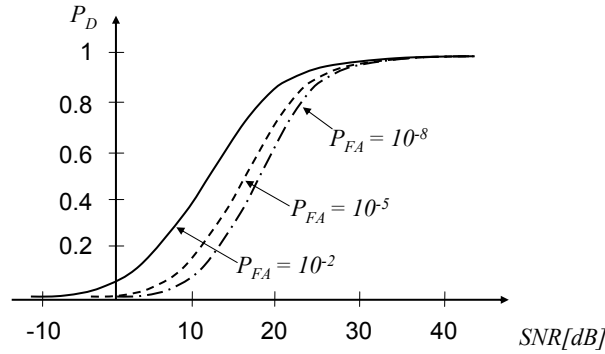


Abbildung 3.5: Detektionswahrscheinlichkeit in Abhängigkeit vom  $SNR$  für verschiedene Fehlarbeitswahrscheinlichkeiten [9]

Jeder empfangenen Frequenz, die aufgrund ihres  $SNR$ -Pegels mit der Detektion eines Objekts assoziiert wurde, kann nach der in [84] angegebenen FMCW-Radar-Gleichung (Gleichung 3.1) eine Gerade aus Relativgeschwindigkeit und Abstand des Objekts zugeordnet werden. Verschiedene Modulationsrampen für die ausgesandte Frequenz des Sensorsignals führen zu Geraden mit unterschiedlichen Steigungen, deren Schnittpunkte zur Ermittlung der kinematischen Objektattribute verwendet werden. Ein Beispiel für diesen Vorgang zeigt Abbildung 3.6.

$$f = \frac{2 \cdot f_h}{c \cdot t_M} \cdot r \pm \frac{2 \cdot f_0}{c} \cdot v_{rel} \quad (3.1)$$

Mit:

$f$  : Frequenz eines Peaks im Spektrum

$f_0$  : Träger-Frequenz

$c$  : Lichtgeschwindigkeit

$f_h$  : Modulationsbereich

$t_M$  : Modulationsdauer

Ein schwaches Empfangssignal mit einem niedrigen  $SNR$  erschwert die Bestimmung der genauen Lage des Frequenzpeaks im Spektrum. Die hieraus resultierenden Unsicherheiten wirken sich über Gleichung 3.1 auch auf die Bestimmung der kinematischen Attribute  $v_{rel}$  und  $r$  aus und führen zu einer Abweichung der gemessenen von den tatsächlichen Werten.

In gleichem Maße verschlechtert sich mit abnehmendem  $SNR$  die Qualität des Winkels  $\phi$  (Definition s. Seite 37), da dieser im modellierten Sensor anhand eines Vergleichs der Signalstärke verschiedener Antennen ermittelt wird.

Dementsprechend lautet die Anforderung an das Sensormodell, für vorhandene Objekte sowohl Messaussetzer, als auch Abweichungen der gemessenen Objektdaten zu simulieren.



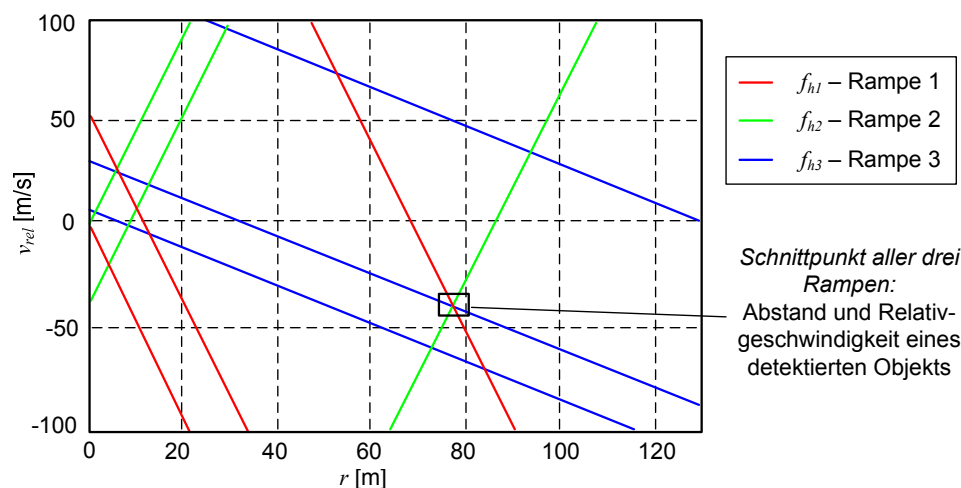


Abbildung 3.6: Geschwindigkeit-Abstand Diagramm eines FMCW-Radarsensors [84]

Die erwähnten Fehlerquellen sind direkt oder indirekt vom Signal-Rausch-Verhältnis abhängig. Auf die Simulation von Fehlalarmen aufgrund einer zu niedrigen Detektionsschwelle wurde verzichtet, da hierzu neben der Berechnung entsprechender Frequenzspektren eine detailliertere Nachbildung der Signalaufbereitung des Sensors erforderlich gewesen wäre.

Als Eingangsdaten werden dem Sensormodell Informationen zu Simulationsobjekten übermittelt, die sich innerhalb eines kegelförmigen Bereichs vor dem eigenen Fahrzeug befinden. Diese Informationen beinhalten den Objekttyp (eindeutige Objektbezeichnung, wie „Baum“ oder „Seitenpfosten“), die Entfernung des Objekts in Längs- und Querrichtung des Sensorkoordinatensystems sowie die Geschwindigkeit des Objekts.

### Modellbildung anhand von physikalischen Zusammenhängen und Heuristiken

Der  $SNR$ -Pegel einer Objektmessung lässt sich anhand der Radar-Basisgleichung ermitteln [9]. Die Faktoren in dieser Gleichung können in Form von sensor- und umweltspezifischen Einflüssen zusammengefasst werden:

$$SNR = \frac{G_T \cdot RCS}{(4 \cdot \pi)^2 \cdot r^4} \cdot K_{HW} \quad (3.2)$$

Die wesentlichen Anteile bestehen aus:

$G_T$  : Verstärkungsfaktor der Antenne

$RCS$  : Radar Cross Section, objektspezifisch

$r$  : radiale Entfernung zum Objekt

$K_{HW}$  : von der Sensor-Hardware abhängige Konstante

Der Term  $(4 \cdot \pi)^2 \cdot r^4$  beschreibt die Signaldämpfung aufgrund der kugelförmigen Ausbreitung der Radarwellen. Der Faktor  $r$  geht in der vierten Potenz ein und ist daher dominant bei der Bestimmung des  $SNR$ -Pegels. Der Verstärkungsfaktor der Antenne,  $G_T$ , hängt über das sensorspezifische Antennendiagramm vom Winkel  $\phi$  ab [84].

Entsprechend Gleichung 3.2 lässt sich der  $SNR$ -Wert auf die Faktoren  $r$ ,  $\phi$  und auf objektspezifische Charakteristika zurückführen:

$$SNR = f(r, \phi, X_{Objekt}) \quad (3.3)$$

Die Variable  $X_{Objekt}$  in Gleichung 3.3 steht für die Abhängigkeit des  $SNR$  von den Eigenschaften des gemessenen Objekts ( $RCS$ ). Da sich der  $RCS$  nicht nur von Objekt zu Objekt unterscheidet, sondern auch während der Messung eines Objekts aufgrund von Lageänderungen variieren kann, wird  $X_{Objekt}$  im Sensormodell als normalverteilte Zufallsvariable um den Mittelwert 0 dargestellt. Die Varianz der Zufallsvariablen ist abhängig vom Objekttyp:

$$X_{Objekt} = N(0, \sigma_{Objekt}^2) \quad (3.4)$$

Für die Modellierung des  $SNR$  als Funktion von  $r$  wurde vom Verfasser empirisch anhand von Simulationen ein modifizierter Ansatz mit einem Polynom zweiten Grades mit einem zusätzlichen Skalierungsfaktor und einem Offset nach Gleichung 3.5 ermittelt:

$$SNR(r) = \frac{\sqrt{a \cdot r^2 + b \cdot r + c}}{d} + e \quad (3.5)$$

Die radiale Objektentfernung  $r$  ergibt sich aus der euklidischen Distanz zwischen Sensor und Objekt. Die Parameter  $a$  bis  $e$  sind objektspezifisch und werden an realen  $SNR(r)$ -Messungen kalibriert. Der in Gleichung 3.5 dargestellte Ansatz gilt für eine logarithmische Berechnung von  $SNR$  in dB. Zur Verdeutlichung der Wirkungsweise von Gleichung 3.5 zeigt Abbildung 3.7 den kalibrierten  $SNR$ -Verlauf und im Vergleich dazu den gemessenen  $SNR$ -Pegel über der Entfernung in Fahrzeuglängsachse bei gerader Zufahrt auf ein Metallobjekt.

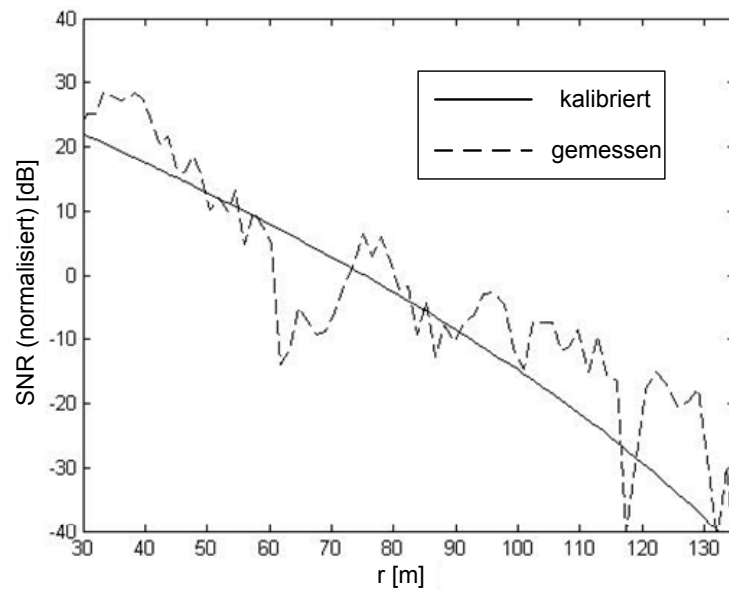


Abbildung 3.7: Kalibrierung von  $SNR(r)$

Aus dem Antennendiagramm des modellierten Sensors lässt sich ableiten, dass der  $SNR$ -Pegel auch vom Winkel  $\phi$  des Objekts, relativ zur Sensorlängsachse, abhängt. Hierzu zeigt

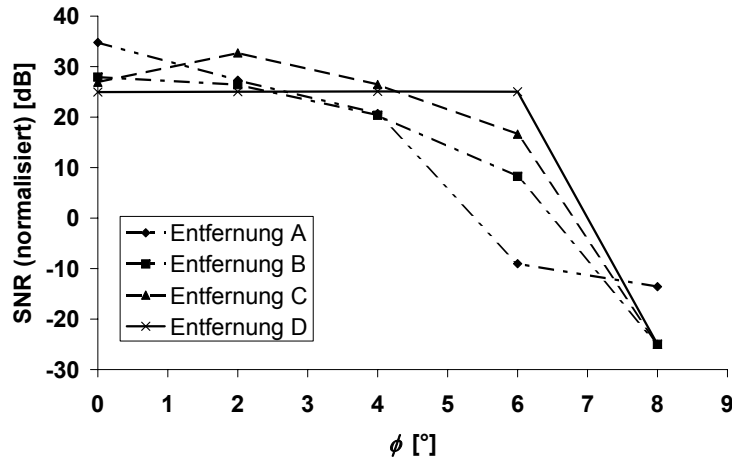


Abbildung 3.8: Abhängigkeit des normalisierten  $SNR$ -Pegels vom Winkel  $\phi$  bei verschiedenen Entfernungen

Abbildung 3.8 das gemittelte Ergebnis mehrerer stationärer Messungen bei verschiedenen Positionswinkeln und Entfernungen eines Objekts. Es wird deutlich, dass der  $SNR$ -Wert mit wachsendem  $\phi$  abnimmt.

Der in Abbildung 3.8 dargestellte Verlauf ist symmetrisch zur Mittelachse des Sensors und lässt sich gut mit einem Polynom dritten Grades nach Gleichung 3.6 abbilden. Die Dämpfung  $\gamma(\phi)$  wird mit diesem empirischen Ansatz – analog zu Gleichung 3.5 – über eine Reihe von Faktoren ( $g$  bis  $i$ ) dargestellt.

$$\gamma(\phi) = g \cdot |\phi|^3 + h \cdot \phi^2 + i \cdot |\phi| \quad (3.6)$$

Zusätzlich zu der beschriebenen Abhängigkeit  $SNR(\phi)$  ist am Verlauf der Mittelwerte für verschiedene Objektentfernungen in Abbildung 3.8 ein weiterer Effekt erkennbar, der nicht über Gleichung 3.5 modelliert wird. Die Objektentfernungen in Abbildung 3.8 steigen von A nach D an, dementsprechend nimmt der  $SNR$ -Pegel bei  $\phi = 0^\circ$  von A nach D ab. Bei  $\phi = 6^\circ$  kehrt sich das Verhältnis zwischen  $SNR$ -Pegel und Objektentfernung um und bei der geringsten Distanz A wird der niedrigste Signalpegel gemessen. Die Ursache für dieses Messverhalten liegt in Mehrfachreflektionen, die in bestimmten Entfernungen auftreten können.

Bei einer Mehrfachreflektion empfängt der Sensor nicht nur das vom Objekt zurückgestrahlte Signal, sondern auch eine Reflektion dieses Signals vom Erdboden. Im günstigsten Fall verstärken sich die beiden Signale, im ungünstigsten Fall können sie sich aufgrund von Interferenzen auslöschen. Da der beschriebene Effekt nicht nur von dem Objektabstand, sondern auch von der Höhe des Reflektionszentrums am Objekt abhängt, ist eine generische Nachbildung schwierig; von einer Modellierung innerhalb des Sensormodells wurde daher abgesehen.

Die folgende Gleichung 3.7 fasst die in den Gleichungen 3.3 bis 3.6 dargestellte Modellierung des  $SNR$  in Abhängigkeit von kinematischen und objektspezifischen Attributen zusammen.<sup>9</sup>

$$SNR(r, \phi, X_{Objekt}) = SNR(r) \cdot (1 - \gamma(\phi)) + X_{Objekt} \quad (3.7)$$

<sup>9</sup>Aufgrund der logarithmischen Betrachtung der Zusammenhänge zwischen  $SNR$  und den übrigen Parametern zur Sensormodellierung wurde ein Summenansatz gewählt.

Als Ergebnis zeigt Abbildung 3.9 einen simulierten  $SNR$ -Pegel über der Entfernung bei der Annäherung an ein stehendes Objekt mit  $\phi = 0^\circ$ . Zusätzlich ist der tatsächlich gemessene Verlauf von  $SNR(r)$  bei der Annäherung dargestellt. Der stochastische Beitrag durch  $X_{Objekt}$  zum kalibrierten Verlauf von  $SNR(r)$  aus Abbildung 3.7 (dort eine Linie) ist deutlich sichtbar.

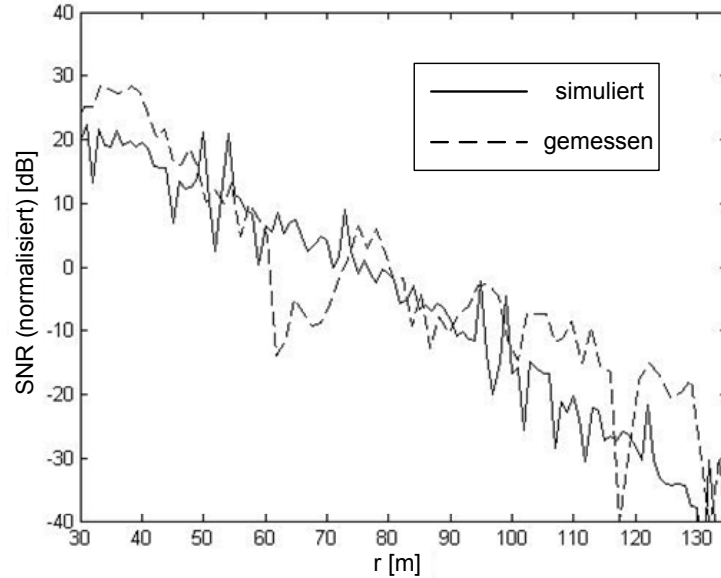


Abbildung 3.9: Vergleich des simulierten und des gemessenen Verlaufs von  $SNR$  über  $r$  bei der Annäherung an ein stehendes Objekt

Um zu bestimmen, ob der Sensor im aktuellen Rechenzyklus ein Objekt detektiert hat, wird der simulierte  $SNR$ -Wert mit einem festen Schwellenwert verglichen. Außerdem verwendet das Modell den  $SNR$ -Pegel, um Abweichungen der gemessenen Objektposition und -bewegung vom tatsächlichen Objektzustand zu simulieren.

Der LRR2-Sensor bestimmt den Winkel  $\phi$  eines Objekts durch einen Vergleich der Signalstärke, die an verschiedenen, parallel angeordneten, Transceiver-Antennen empfangen wird (vgl. Kapitel 1.1.1). Aus den Messdaten von Annäherungen an stehende Objekte in verschiedenen Winkeln zur Sensorachse lässt sich ableiten, dass eine Modellierung der auftretenden Abweichungen in der Winkelbestimmung,  $\Delta\phi$ , am Besten mit einer um 0 normalverteilten Zufallsvariablen gelingt, deren Varianz vom simulierten  $SNR$ -Pegel abhängt:

$$\Delta\phi = N(0, \sigma_\phi^2) \quad (3.8)$$

Mit:

$$\sigma_\phi^2 = f(SNR) \quad (3.9)$$

Für Gleichung 3.9 wird ein Polynom zweiter Ordnung in Abhängigkeit von  $1/SNR$  eingesetzt. Mit diesem Ansatz wird auf Basis von zwei Zufallsgrößen ein Verrauschen des gemessenen Winkels berechnet. Obwohl die Vorgehensweise eine Vereinfachung gegenüber der Simulation jeder einzelnen Antenne darstellt, ist sie für eine heuristische Abbildung des Messverhaltens ausreichend, wie Abbildung 3.10 mit dem Vergleich gemessener und

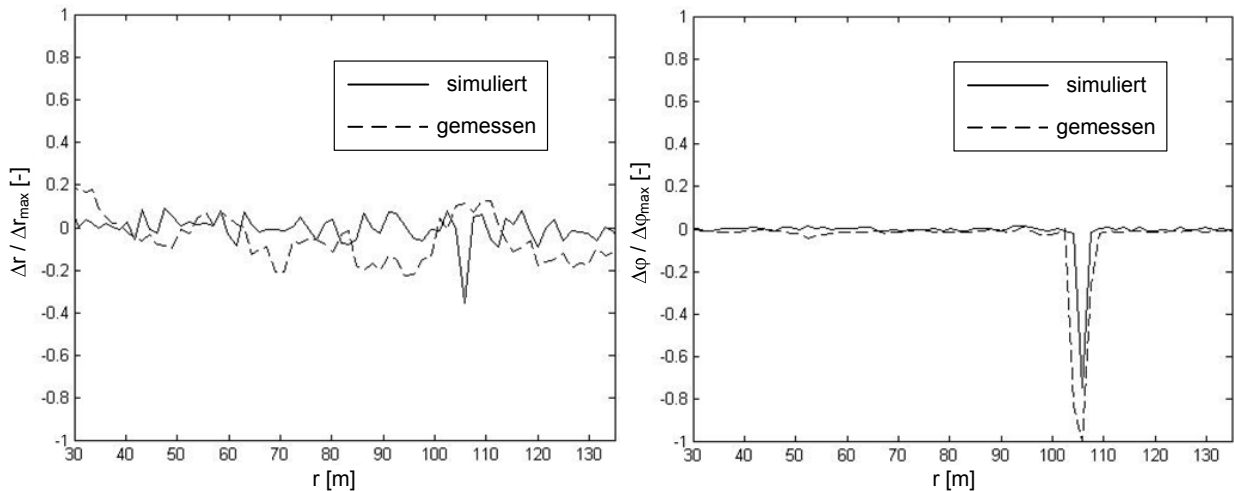


Abbildung 3.10: Vergleich der simulierten und der gemessenen Abweichung von  $r$  und  $\phi$  über  $r$  bei der Annäherung an ein stehendes Objekt

simulierter Abweichungen für  $r$  und  $\phi$  zeigt. Die Differenzen  $\Delta r$  und  $\Delta \phi$  zwischen den simulierten und den gemessenen Werten sind auf die maximal in der Messung aufgetretenen Abweichungen bezogen.

Zur Berechnung der Signalverläufe in den Diagrammen wurde eine reale  $SNR$ -Messung in das Sensormodell eingespeist. Durch diese Vorgehensweise ist ein direkter Vergleich zwischen der tatsächlichen und der simulierten Abweichung zwischen Sensordaten und Referenzmessung anhand des gleichen  $SNR$ -Pegels möglich. Die Referenzdaten wurden durch eine parallel durchgeführte Positionsmessung mit einem DGPS<sup>10</sup> ermittelt.

Der vom Sensor aufgezeichnete  $SNR$ -Verlauf (nicht dargestellt) zeigt eine deutliche Schwankung bei einer Objektentfernung von 106 m. Wie aus Abbildung 3.10 hervorgeht, stimmen die simulierte und die tatsächliche Abhängigkeit der Abweichung der Messgrößen vom  $SNR$  im gesamten Messverlauf gut überein. Die bereits formulierten Zusammenhänge zwischen dem  $SNR$ -Pegel und der Bestimmung der kinematischen Objektattribute werden dadurch bestätigt.

Da der Winkel im Sensor aus einem direkten Vergleich verschiedener Signalstärken ermittelt wird, die Berechnung von Abstand und Relativgeschwindigkeit jedoch aus dem Frequenzspektrum erfolgt, das weniger empfindlich auf Schwankungen des  $SNR$ -Pegels reagiert, sind die Auswirkungen auf die Winkelmessung deutlich höher als bei der Ermittlung von Abstand und Relativgeschwindigkeit.

### 3.1.2 Simulation des Videosensors

Der Signalfluss bei der Fahrspurdetektion mit einer Videokamera lässt sich nach [27] und [58] in die folgenden Schritte gliedern:

<sup>10</sup>DGPS: Differential Global Positioning System. Das System besteht aus einem Empfänger für Positions- und Zeitdaten von GPS-Satelliten. Dieser Empfänger erhält per Funk Korrekturdaten für die Position von einem zweiten, stationären Empfänger. Auf diese Weise ist eine Positionsbestimmung mit einer Abweichung von weniger als zwei Zentimeter möglich. Weitere Einzelheiten zu dem verwendeten System sind in [33] dargestellt.

1. Aufnahme der Fahrbahn durch die Kamera und Umsetzung der Lichtintensitäten in Grauwerte eines Videobilds
2. Extraktion von Kanten aus den Grauwerten und Zuordnung der Kanten zu einzelnen Fahrspuren
3. Umrechnung der Kantenpunkte vom Koordinatensystem der Kamera in das Koordinatensystem des Fahrzeugs und Anpassen der Fahrspurbeschreibung (z.B. Klothoide) an die detektierten Punkte

Zur Diskussion, welche der möglichen Fehler sinnvollerweise in einem Sensormodell nachgebildet werden können, werden sowohl die Verarbeitungsschritte, als auch die möglichen Fehlerquellen im Folgenden näher erläutert.

Der erste Schritt besteht in der optischen Abbildung der Fahrbahn auf den Sensorchip der Kamera. Mögliche Abbildungsfehler entstehen durch Verzeichnungen in der Kameraoptik; dies ist insbesondere in Randbereichen des Sichtbereichs zu erwarten und betrifft damit in der Regel nicht die eigene Fahrspur.

Bei der optischen Abbildung der Fahrbahn auf den Videosensor ergibt sich ein weiterer Fehler, wenn die Projektion der Fahrbahnmarkierung insbesondere in größeren Entfernungen aufgrund der limitierten Auflösung des Sensors zwischen mehreren Bildpunkten horizontal wechselt. Die durch diesen Fehler verursachte laterale Abweichung zwischen dem detektierten und dem tatsächlichen Fahrbahnverlauf ist umso größer, je weiter der entsprechende Bildpunkt gegenüber dem Ursprung des fahrzeugfesten Koordinatensystems entfernt ist. Da die beschriebene Fehlerquelle in einem frühen Stadium der Signalverarbeitung zu Verfälschungen führt, pflanzen sich die daraus resultierenden Abweichungen bei der Bestimmung von Kanten in den darauffolgenden Schritten fort und können zu entsprechenden Abweichungen zwischen detektiertem und tatsächlichem Spurverlauf führen.

Im zweiten Schritt des Signalflusses werden die von der Videokamera aufgenommenen Grauwertbilder hinsichtlich vorhandener Gradienten untersucht [27]. Hierfür sucht ein Algorithmus in bestimmten Abständen, die vom fahrzeugfesten Koordinatensystem in das Koordinatensystem des aufgenommenen Bilds projiziert werden, Bereiche, an denen „DLD“-Übergänge (DLD: Dark-Light-Dark) vorhanden sind. Solche Grauwertübergänge sind charakteristisch für weiße oder gelbe Spurmarkierungen.

Aus den so ermittelten Bildpunkten werden Ausreißer ausgefiltert, die definierte Qualitätskriterien<sup>11</sup> nicht erfüllen. Anschließend erfolgt im letzten Schritt die Schätzung und Filterung des horizontalen Verlaufs der Fahrbahnmarkierungen mittels Kalman-Filter, das als Zustandsraummodell ein Polynom dritten Grades verwendet. In Abbildung 3.11 ist für eine Fahrscene das Ergebnis der detektierten Grauwertübergänge und der daraus ermittelte Verlauf der Fahrbahnmarkierungen als Überlagerung in einem Graustufenbild dargestellt.

Für die Detektion und die Zuordnung der Fahrbahnmarkierungen zu den einzelnen Fahrspuren werden in den Algorithmen des Videosensors Modelle hinterlegt, z.B. für den Fahrbahntyp (mehrspurige Autobahn oder Landstraße) oder für die Fahrbahngeometrie (Fahrspurbreite). Sofern diese Modelle in bestimmten Szenarien nicht mit der Realität übereinstimmen, können sie algorithmische Fehler bei der Fahrspurprädiktion hervorrufen.

Es ist außerdem denkbar, dass die Fahrbahnmarkierungen nur teilweise sichtbar, verschmutzt oder undeutlich sind und wechselnde Beleuchtungsverhältnisse (z.B. Blendung

---

<sup>11</sup>Die Qualitätskriterien beinhalten den detektierten Grauwertgradienten und den Abstand zwischen den Gradienten eines DLD-Übergangs im fahrzeugfesten Koordinatensystem.

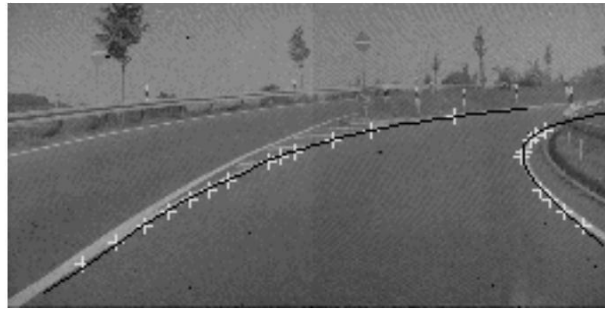


Abbildung 3.11: Grauwertübergänge und daraus ermittelter Fahrspurverlauf [27]

durch Gegenverkehr) eine Vielzahl von DLD-Übergängen erzeugen, die fälschlicherweise von der Spurdetektion mit dem Fahrbahnverlauf assoziiert werden können [5]. Beispiele von Kamerabildern entsprechender Fahrsituationen bei Nacht auf verschiedenen Landstraßen zeigt Abbildung 3.12.



Abbildung 3.12: Fehlerquellen bei der Spurdetektion [5]

Ohne eine detaillierte Nachbildung der verwendeten Algorithmen und die Einspeisung eines der realen Fahrbahnaufnahme ähnlichen Grauwertbilds lassen sich diese Fehlerquellen nicht realitätsnah reproduzieren. Mit einer solchen Vorgehensweise könnte allerdings lediglich das spezielle Fehlverhalten der implementierten Algorithmen in einer bestimmten Fahrszene und nicht ein systematischer, bzw. typischer Fehler der Spurdetektion simuliert werden. Damit muss nicht nur die Reproduzierbarkeit, sondern auch die Relevanz dieser Fehlerart in der Realität angezweifelt werden. Aus diesem Grund wurde davon abgesehen, diese Art von Fehler in der Fahrsimulation darzustellen.

Im Gegensatz dazu stellt der Fehler, der bei der mehrdeutigen Abbildung der Fahrbahn auf die Bildpunkte der Kamera auftritt, ein Problem dar, das – unabhängig von den verwendeten Algorithmen – bei allen Systemen auftritt, die eine videobasierte Spurdetektion durchführen.

Daher wurde zur Nachbildung dieser Fehlerquelle für die Fahrsimulation ein Algorithmus entwickelt, der die Auflösung der Videokamera auf die Fahrbahn projiziert und anhand einer gleichverteilten Zufallszahl im Intervall  $[0, 1]$  die innerhalb der Projektion liegenden Messpunkte der Fahrbahnmarkierung jeweils um die Breite eines Bildpunkts horizontal nach links oder rechts verschiebt. Es wird davon ausgegangen, dass der Fehler mit einer Wahrscheinlichkeit von jeweils einem Drittel in den folgenden Bereichen liegen kann:

- Verschiebung um einen Bildpunkt nach links,
- keine Verschiebung,
- Verschiebung um einen Bildpunkt nach rechts.

Durch das beschriebene Vorgehen wird eine Abweichung der detektierten Fahrspur von der tatsächlichen erzeugt, die mit zunehmender Entfernung ansteigt. Die Auswirkungen auf die Genauigkeit des vom Videosensor gelieferten Spurverlaufs zeigen sich insbesondere, wenn die Spurdetektion über den Detektionsbereich hinaus zur Extrapolation des weiteren Fahrbahnverlaufs verwendet wird.<sup>12</sup>

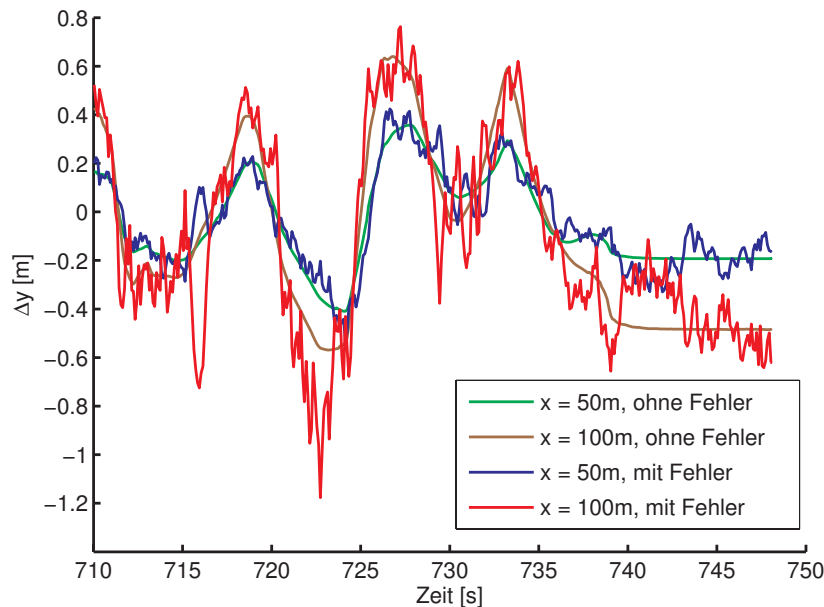


Abbildung 3.13: Vergleich der Approximation der videobasierten Fahrspurdetektion mit Polynomen dritten Grades bei verschiedenen Entfernungen mit und ohne Abbildungsfehler

Zur Verdeutlichung zeigt Abbildung 3.13 einen Vergleich der simulierten lateralen Abweichung der Fahrspurdetektion vom tatsächlichen Fahrbahnverlauf ( $\Delta y$ ) in zwei verschiedenen Entfernungen ( $x = 50$  m und  $x = 100$  m), wenn ein Polynom dritten Grades an die Ausgangsdaten der Fahrspurdetektion angepasst und extrapoliert wird. Die Messpunkte haben in den dargestellten Diagrammen eine Reichweite von 50 m und zur Simulation des Fehlers wurde eine horizontale Auflösung der Kamera von 640 Bildpunkten bei einem Blickwinkel von  $20^\circ$  angenommen.

<sup>12</sup>In Kapitel 6.2 wird ein Verfahren zur Spurplausibilisierung von Objekten vorgestellt, welches die Extrapolation der Spurdetektion erlaubt und damit die Reichweite des Systems über den eigentlichen Detektionsbereich hinaus erhöht.



Ohne Extrapolation ( $x = 50$  m) liegen die Simulationsergebnisse mit und ohne Fehler sehr nahe beieinander (grüne und blaue Linie). Bei einer Extrapolation der Fahrspurdetektion bis auf 100 m ist eine deutliche Zunahme der Abweichungen mit Fehler (rot) im Vergleich zum Simulationsdurchlauf ohne Fehler (braun) zu sehen, die Abweichung zum tatsächlichen Fahrbahnverlauf beträgt im Zeitbereich um 723 s sogar das Doppelte des unverfälschten Werts. Die Ursache hierfür liegt im Wesentlichen in der Empfindlichkeit der extrapolierten Polynomapproximation für geringe Schwankungen in den Eingangsdaten.

Da der diskutierte Fehler mit der Entfernung ansteigt, wird in [80] vorgeschlagen, als Gegenmaßnahme vor der Anpassung an das Polynom eine Gewichtung einzelner Messpunkte vorzunehmen, so dass weiter entfernte Punkte weniger zum Gesamtergebnis beitragen als Punkte mit geringem Abstand. Dies führt jedoch zwangsläufig zu einer verminderten Empfindlichkeit des Systems für Änderungen des Fahrbahnverlaufs in größeren Entfernungen und kann daher nur in begrenztem Maße angewendet werden.

## 3.2 Integration in den Versuchsträger

Die aus Abbildung 3.1 abgeleitete Systemarchitektur für den Versuchsträger zeigt Abbildung 3.14. Zusätzlich zu den Sensoren für die Erfassung des Fahrzustands (Radimpulszähler, Lenkwinkel- und Gierratensensor sowie Sensoren für Bremsdruck und Fahrpedalstellung) wurden ein LRR2-Sensor zur Objektdetektion und eine Videokamera für die Erfassung von Spurmarkierungen in das Fahrzeug integriert.

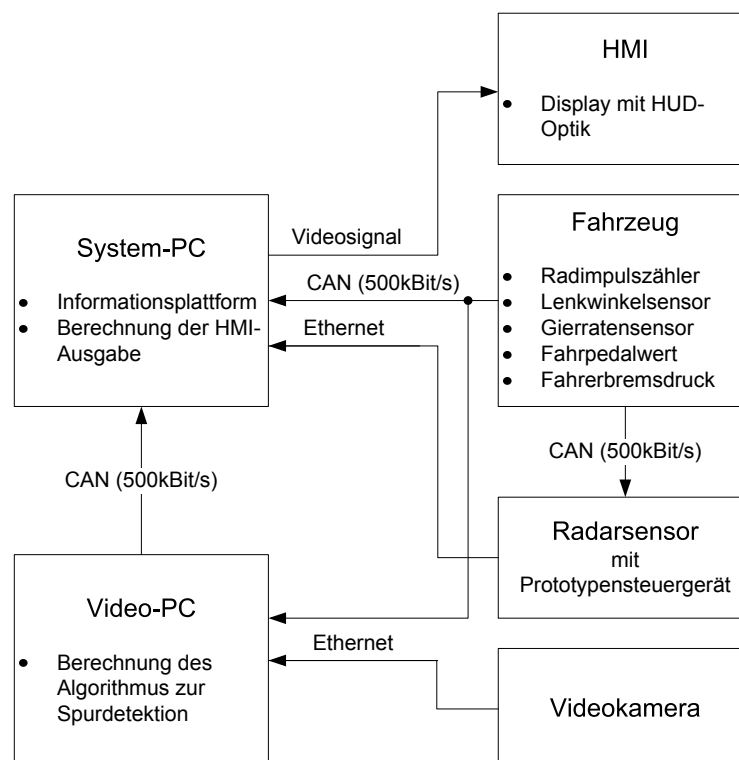


Abbildung 3.14: Systemarchitektur im Versuchsträger

Alle Softwaremodule wurden auf einem im Fahrzeug integrierten PC implementiert. Ein weiterer PC wird zur Verarbeitung der Bilddaten des Videosensors für die Spurdetektion verwendet. Die Kommunikation zwischen den Komponenten erfolgt über einen CAN-Bus.

Größere Datenmengen, wie die Rohdaten des Radar- und des Videosensors, werden über eine Ethernet-Verbindung übertragen. Eine detaillierte Beschreibung der Funktionsweise der einzelnen Systemkomponenten erfolgt in den Kapiteln 4 bis 6.

Um auch bei Dunkelheit eine ausreichende Reichweite der videobasierten Spurdetektion zu ermöglichen, wurde der Versuchsträger mit zusätzlichen Infrarotscheinwerfern innerhalb der serienmäßigen Lichtmodule ausgestattet, die eine Ausleuchtung der Fahrbahn mit Fernlichtcharakteristik bewirken. Den kompletten Aufbau des Fahrzeugs zeigt Abbildung 3.15.



Abbildung 3.15: Integration der Sensor- und HMI-Komponenten in den Versuchsträger

Zur Darstellung der HMI-Ausgaben wurde der Versuchsträger mit einem Head-Up Display ausgestattet. Durch den in Abbildung 3.16 dargestellten prototypischen Aufbau des Displays konnte mit geringem Aufwand die periphere Wahrnehmbarkeit des HMI in Verbindung mit einer frei programmierbaren Grafikdarstellung für die HMI-Entwicklung realisiert werden.

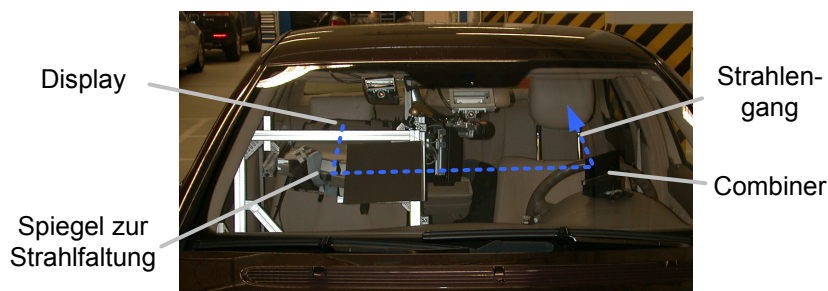


Abbildung 3.16: Prototypisches Head-Up Display im Versuchsträger

Das HUD besteht aus einem LCD-Monitor und einem Umlenkspiegel auf der Beifahrerseite des Fahrzeugs. Der Spiegel dient zur Strahlfaltung (vgl. Anhang B) und besteht aus poliertem Metall, um Doppelbilder durch Mehrfachbrechung zu vermeiden. Die Einspiegelung des HUD-Bilds in die Fahrersicht erfolgt durch einen Combiner<sup>13</sup>, der mit einer speziellen Folie für einen erhöhten Kontrast des HUD-Bilds versehen ist. Mit dieser Anordnung ergibt sich ein virtuelles Bild auf Höhe der Fahrzeugvorderkante, dessen Bildqualität mit der des HUD im Fahr Simulator vergleichbar ist.

<sup>13</sup>Combiner: optisches Element eines Head-Up Displays zur Einspiegelung des Displaybilds in Richtung Fahrer. Meist werden hierzu teildurchlässige Spiegel oder die Frontscheibe selbst verwendet.

### 3.3 Zusammenfassung

Im Rahmen der Systemkonzeption wurde die in Kapitel 1.2.2 beschriebene generische Systemarchitektur für das warnende Nachtsichtsystem konkretisiert. Daraus ergaben sich als wesentliche Komponenten die Sensoren, die Umfeldbeschreibung zur Verarbeitung der detektierten Objekte, die Umfeldinterpretation zur Ermittlung des Gefährdungspotenzials, das von den detektierten Objekten ausgeht sowie die Mensch-Maschine-Schnittstelle mit der vorgelagerten Funktion zur Objektauswahl und Ausgabe der Warnung an den Fahrer.

Den Schwerpunkt dieses Kapitels bildete die Anpassung der Entwicklungsumgebungen „Fahrsimulation“ und „Versuchsträger“ an die besonderen Erfordernisse des warnenden Nachtsichtsystems. Die Fahrsimulation wurde um Sensormodelle erweitert, die in der Lage sind, charakteristische Fehler bei der Objekt- und Spurdetektion realitätsnah zu simulieren. Diese Erweiterung ist wichtig, um eine auf die Realität übertragbare Bewertung der Systemfunktionen im Fahrimulator zu ermöglichen. Das im Rahmen dieser Dissertation neu entwickelte Konzept zur Sensorsimulation folgt zwar grundlegenden physikalischen Prinzipien des jeweiligen Sensors, orientiert sich jedoch im Kern an phänomenologischen Zusammenhängen. Dadurch wird der Rechenaufwand minimiert, was Bedingung für einen Echtzeit-Einsatz in der Fahrsimulation ist. Außerdem lassen sich die Modelle anhand von Messungen auf ein bestimmtes Messverhalten kalibrieren, so dass eine Anpassung an verschiedene Sensortypen leicht möglich ist.

Für den Versuchsträger wurde eine fahrzeugspezifische Systemarchitektur erstellt, anhand der die Integration und Vernetzung von Sensorik und Datenverarbeitung erfolgte. Sowohl der Fahrimulator als auch der Versuchsträger wurde mit einem prototypischen Head-Up Display ausgerüstet, um vergleichbare Bedingungen für die Warnungsausgabe zu schaffen.



# Kapitel 4

## Entwicklung der Mensch-Maschine-Schnittstelle

Die in diesem Kapitel beschriebene Entwicklung der Mensch-Maschine-Schnittstelle ist in die Entwicklungsmethodik (vgl. Kapitel 1.2) als eigene Iterationsschleife der Schritte Problemanalyse und Problemformulierung (Kapitel 4.1), Systemsynthese und Systemanalyse (Kapitel 4.2) sowie Beurteilung (Kapitel 4.3) eingebettet. Diese Vorgehensweise bildet einen kompletten Entwicklungszyklus für die Komponente HMI ab.

Ausgehend von der entwickelten Schnittstelle werden die notwendigen Eingangsgrößen sowie deren erforderliche Präzision ermittelt. Hieraus ergibt sich die Auswahl der in den Kapiteln 5 und 6 dargestellten Methoden zur Datenverarbeitung innerhalb der Informationsplattform.

### 4.1 Ideengenerierung mittels Brainstorming

Um die Ausgestaltung der Mensch-Maschine-Schnittstelle für das warnende Nachtsichtsystem zu konkretisieren, wurde ein Brainstorming mit sechs Experten aus den Bereichen Psychologie, HMI-Gestaltung, Sensordatenverarbeitung und Systementwicklung durchgeführt.

Das Ziel des Brainstorming wurde als die „Suche nach HMI-Lösungen zur Fahrerwarnung vor Auffahrunfällen“ formuliert. Ergebnis sollten möglichst konkrete Gestaltungsmerkmale für HMI-Varianten sein.

#### 4.1.1 Vorbereitung des Brainstorming

Da gemäß der Systemarchitektur in Abbildung 3.1 die Mensch-Maschine-Schnittstelle und die Funktion eine Einheit bilden, wurde für das Brainstorming eine grobe Definition der Schnittstelle zwischen der Informationsplattform und der Informationsausgabe in Form einer Liste von detektierten Objekten vorgenommen. Für jedes Objekt werden von der Informationsplattform drei Attribute berechnet und ausgegeben:

- Existenzwahrscheinlichkeit eines Objekts,
- Spurplausibilität eines Objekts für die eigene Fahrspur, die Gegenfahrbahn (linke Fahrspur) sowie für den Bereich rechts neben der eigenen Fahrspur (rechte Fahrspur),
- Kollisionswahrscheinlichkeit eines Objekts, z.B. gebildet aus der *TTC*.<sup>1</sup>

Die beiden ersten Werte stellen „Vertrauensmaße“ dar. Die Anzeige solcher Werte zusammen mit der Warnung kann den Fahrer laut [22] bei der Einschätzung der Verlässlichkeit einer Warnung unterstützen. Dadurch soll ein Vertrauensverlust des Fahrers in das System aufgrund von Fehlwarnungen und als Folge eine Verschlechterung seiner Reaktion auf berechtigte Warnungen vermieden werden. Mit der Einbindung dieser Informationen in die HMI-Darstellung wird auf die in Kapitel 2.4 formulierte Nutzeranforderung zum Umgang mit Fehlwarnungen eingegangen.

Zur Festlegung der Vertrauensmaße wurde auf die Betrachtung der physikalischen Vorgänge bei der Objektdetektion im Radarsensor zurückgegriffen. Da sich der Messprozess eines Radarsensors stochastisch beschreiben lässt, kann aus einer Reihe von Messzyklen die Wahrscheinlichkeit für die tatsächliche Existenz eines Objekts an einer bestimmten Position errechnet werden (Existenzwahrscheinlichkeit). Details zu der entsprechenden Vorgehensweise sind in Kapitel 5.3 und in Anhang F dargestellt.

Die Existenzwahrscheinlichkeit eines Objekts gibt an, wie wahrscheinlich es ist, dass dieses Objekt tatsächlich an der von der Informationsplattform auf Basis der Sensordaten für einen bestimmten Zeitpunkt errechneten Position existiert. Sie steigt mit der Anzahl der Messzyklen, in denen ein Objekt detektiert wurde, an.

Die Spurplausibilität leitet sich aus der detektierten Objektposition relativ zum angenommenen Fahrspurverlauf ab. Je deutlicher sich ein Objekt innerhalb der eigenen, linken oder rechten Fahrspur befindet, desto höher ist die Plausibilität eines Objekts für diese Fahrspur.

Die Ergebnisse der Anforderungsanalyse zeigen, dass bei einer Kollisionswarnung eine genaue laterale Positionsangabe des Hindernisses aus Fahrersicht zwar für die Planung eines Ausweichmanövers von Interesse ist, jedoch keine primäre Anforderung an das HMI darstellt. Entsprechend der in Kapitel 2 abgeleiteten Szenarien können sich relevante Hindernisse für das warnende Nachtsichtsystem innerhalb der eigenen Fahrbahn, links davon (Gegenverkehr) oder rechts davon (Fußgänger / Tiere) befinden. Hieraus ergibt sich als grobes, aber gerade noch tolerierbares Raster für die Warnungsausgabe die Berechnung einer Spurplausibilität für die drei Bereiche „eigene Fahrspur“ „Gegenfahrbahn“ und „rechts neben der eigenen Fahrspur“, wobei für alle Bereiche die gleiche Spurbreite angenommen wird. Alle Vertrauensmaße sind im Wertebereich  $[0 \dots 1]$  definiert.

Neben den Vertrauensmaßen wurde für jedes detektierte Objekt ein Wert definiert, der eine Systemeinschätzung zur Kollisionswahrscheinlichkeit mit diesem Objekt angibt. Durch die Anzeige der Kollisionswahrscheinlichkeit soll dem Fahrer eine Hilfestellung für die Projektion der aktuellen Fahrsituation in die Zukunft gegeben werden. Dies entspricht der dritten Ebene der Situation Awareness (vgl. Kapitel 1.2.1).

Der Wunsch des Fahrers nach der Anzeige einer solchen Information zusammen mit der Warnanzeige war im Rahmen der Anforderungsanalyse deutlich geworden. Außerdem wirkt sich die Anzeige von Warninformationen der Ebene 3 des Situationsbewusstseins nach [22] verkürzend auf die Reaktionszeit des Fahrers aus, da dadurch sein kognitiver Aufwand zur Prädiktion der Situation verringert wird.

---

<sup>1</sup>*TTC*: Time To Collision. Die Berechnung ist in Kapitel 2.3 angegeben.

Eine Beschreibung der implementierten Algorithmen zur Berechnung der Kollisionswahrscheinlichkeit erfolgt in Kapitel 4.2, die Vorgehensweise zur Ermittlung der Vertrauensmaße wird in Kapitel 5 für die Objektdetektion und in Kapitel 6 für die Spurzuordnung dargestellt.

### 4.1.2 Ablauf des Brainstorming

Die Entwicklung der neuen HMI-Lösungen gliederte sich in zwei Teile. Im ersten Teil wurden die Ideen unter Berücksichtigung der bereits beschriebenen Einschränkungen generiert. Im zweiten Teil fand eine Bewertung und Auswahl von Ideen sowie die weitere Ausformulierung dieser Vorschläge statt.

Zur Ideenfindung wurde die in [26] als „Brainwriting“ beschriebene schriftliche Variante des Brainstorming angewendet, bei der jeder Teilnehmer seine Idee zur Problemstellung auf einem Blatt Papier skizziert. Anschließend wird dieses Blatt an den Nachbarn weitergereicht, um zusätzliche Denkanstöße für weitere Ideen zu geben.

Aus den auf diese Weise insgesamt 36 zusammengetragenen Ideen wurden von den Teilnehmern im Rahmen einer Diskussion zwei zur weiteren Ausarbeitung ausgewählt. Für diese Ausgestaltung wurden zwei Warnsituationen mit entsprechenden Objektdaten in der Schnittstelle zur Informationsplattform vorgegeben, bei denen sich aufgrund der Objektkonstellationen eine erschwerte Unterscheidbarkeit zwischen Objekten innerhalb und außerhalb der eigenen Fahrspur ergab. Diese Unterscheidbarkeit sollte im Rahmen der weiteren Ausgestaltung berücksichtigt werden.<sup>2</sup>

Für die Fahrsituationen und die ausgewählten HMI-Lösungen sollten im Plenum die folgenden Fragen geklärt werden:

- Wie unterstützt das HMI die Wahrnehmung von Objekten durch den Fahrer?
- Wie unterstützt das HMI die Einordnung der Situation hinsichtlich Gefährlichkeit und Handlungsbedarf durch den Fahrer?
- Welche Rolle spielt dabei die Darstellung der Vertrauensmaße?

Die ersten beiden Fragen forderten die Experten dazu auf, sich mit den einzelnen Ebenen des Situationsbewusstseins bei der HMI-Ausgestaltung zu beschäftigen. Die letzte Frage diente der expliziten Einbeziehung der Vertrauensmaße in die Überlegungen.

### 4.1.3 Ergebnisse des Brainstorming

Die im Rahmen des Brainstorming gefundenen Ideen lassen sich grob in zwei Gruppen unterteilen, wobei die erste Gruppe die Fahrbahn als Bezugssystem verwendet, um darauf Objekte oder Symbole darzustellen und die zweite Gruppe die Warninformationen in Form von zwei- oder dreidimensionalen Diagrammen in Verbindung mit darin positionierten Symbolen wiedergibt.

---

<sup>2</sup>Die vorgegebenen Warnsituationen beinhalteten ein stehendes Hindernis in der eigenen Fahrspur und stehende Randobjekte mit definierten Existenzwahrscheinlichkeiten, Spurplausibilitäten und Kollisionswahrscheinlichkeiten. Während die erste Warnsituation hinsichtlich der Spurzuordnungen und der Existenzwahrscheinlichkeit eindeutig war, wurden die entsprechenden Werte im zweiten Szenario unschärfer gestaltet, z.B., indem ein Randobjekt und das Hindernis teilweise als innerhalb und als außerhalb der Fahrbahn befindlich plausibilisiert wurden.

Eine Anzeige der Fahrbahn tritt entweder in Kombination mit Objekten (abstrahiert als Quader) oder mit bewegten Symbolen (Pfeil, Ausrufungszeichen) auf. Die Vorschläge zur Kodierung der Eingangsgrößen Existenzwahrscheinlichkeit, Spurplausibilität und Kollisionswahrscheinlichkeit fasst Tabelle 4.1 zusammen.

Eingangsgröße	Kodierung
Existenzwahrscheinlichkeit	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Transparenz der Objekte,</li> <li>• Helligkeit der Objekte,</li> <li>• Anzahl der Objekte</li> </ul>
Spurplausibilität	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Positionierung der dargestellten Objekte relativ zur eigenen / linken / rechten Fahrspur aus der Fahrerperspektive oder aus der Vogelperspektive,</li> <li>• Kombiniert mit der Existenzwahrscheinlichkeit als Transparenz der Objekte</li> </ul>
Kollisionswahrscheinlichkeit	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Größe der Objekte,</li> <li>• Farbe der Objekte,</li> <li>• Geschwindigkeit, mit der sich Objekte (perspektivisch) annähern</li> </ul>

Tabelle 4.1: Kodierung von Eingangsgrößen im HMI in Verbindung mit der Darstellung der Fahrbahn

Bei der zweiten Gruppe von Ideen, im Folgenden als Diagrammdarstellung bezeichnet, wird häufig die horizontale Diagrammachse zur Angabe der Spurplausibilität verwendet. Tabelle 4.2 stellt die weiteren HMI-Merkmale dieser Gruppe zusammen.

Auffällig ist, dass in beiden Gruppen die Transparenz und die Leuchtdichte der Symbole zur Übermittlung der Existenzwahrscheinlichkeit und damit des sensorbezogenen Vertrauensmaßes verwendet werden. Die Wirksamkeit dieser Elemente zur Übermittlung der Verlässlichkeit von Sensorinformationen wurde auch durch Studien für die Anwendung in Militärflugzeugen nachgewiesen [60].

Eingangsgröße	Kodierung
Existenzwahrscheinlichkeit	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Transparenz der Symbole,</li> <li>• Unschärfe der Symbole</li> </ul>
Spurplausibilität	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Position der Symbole auf der horizontalen Diagrammachse, der Koordinatenursprung befindet sich links unten.</li> <li>• Kleine Werte - linke Fahrspur,</li> <li>• Mittlere Werte - eigene Fahrspur,</li> <li>• Große Werte - rechte Fahrspur</li> </ul>
Kollisionswahrscheinlichkeit	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Größe der Symbole,</li> <li>• Farbe der Symbole</li> <li>• Position der Symbole auf der vertikalen Diagrammachse, der Koordinatenursprung befindet sich links unten.</li> <li>• Kleine Werte - niedrige Kollisionswahrscheinlichkeit,</li> <li>• Hohe Werte - hohe Kollisionswahrscheinlichkeit</li> </ul>

Tabelle 4.2: Kodierung von Eingangsgrößen im HMI ohne Darstellung der Fahrbahn

Aus jeder der beiden Gruppen wurde, entsprechend des in Kapitel 4.1.2 dargestellten Ablaufs, je eine Lösung zur weiteren Detaillierung ausgewählt. Ein wichtiges Kriterium zur



Auswahl war, ob eine Idee gemäß den Nutzeranforderungen die Darstellung einer Hindernisentfernung, sowie einer Hindernisposition relativ zur eigenen Fahrspur ermöglicht (vgl. Kapitel 2.4).

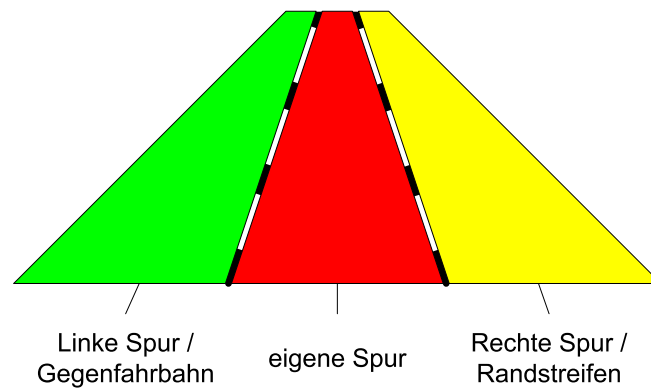


Abbildung 4.1: HMI-Variante mit perspektivisch dargestellter Fahrbahn

Die erste ausgewählte Variante zeigt einen perspektivischen Fahrbahnverlauf, bei dem die einzelnen Spuren aufleuchten, wenn ein Objekt mit einer Spurplausibilität für die jeweilige Spur gemessen wurde. Die Existenzplausibilität gibt, zusammen mit der Spurplausibilität für ein bestimmtes Feld, die Transparenz dieses Felds vor (bei geringen Werten hohe Transparenz). Zur Anzeige der Kollisionswahrscheinlichkeit werden die einzelnen Felder eingefärbt. Die Farbe Rot bedeutet eine hohe Kollisionswahrscheinlichkeit, Gelb eine mittlere und Grün eine geringe. Eine Skizze dieses Lösungsvorschlags ist in Abbildung 4.1 dargestellt.

Die zweite Variante stellt drei vertikale Balken dar. Jeder Balken steht für einen Fahrbahnabschnitt (links / mittig / rechts). Die Kollisionswahrscheinlichkeit ist einerseits durch die Höhe der Balken und andererseits durch die Farbe kodiert (Rot - hohe Kollisionswahrscheinlichkeit, Gelb - mittlere Kollisionswahrscheinlichkeit, Grün - niedrige Kollisionswahrscheinlichkeit). Die Existenzplausibilität und die Spurplausibilität definieren die Transparenz der Balken. Abbildung 4.2 zeigt die entsprechende Skizze dieser Diagrammversion.

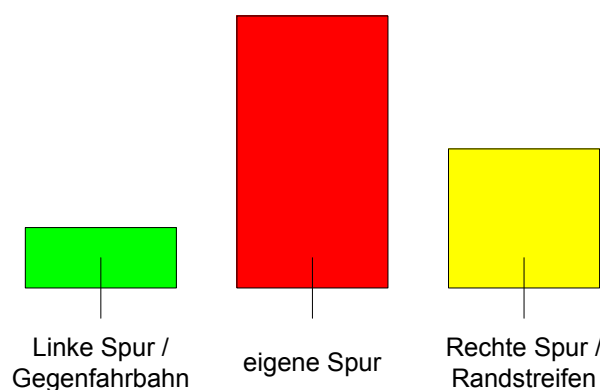


Abbildung 4.2: HMI-Variante mit Balkendarstellung

Da die beiden Varianten Rohentwürfe darstellten, war eine Evaluierungs- und Weiterentwicklungsphase notwendig. Hierzu wurden mehrere Iterationsschleifen durchgeführt, bei denen eine Bewertung und Modifizierung der HMI-Prototypen erfolgte.

## 4.2 Weiterentwicklung der HMI-Prototypen

Die ausgewählten HMI-Varianten wurden in einem statischen Fahrsimulator dargestellt. Eine der Nutzeranforderungen an das HMI betrifft die periphere Wahrnehmbarkeit der Warnung (vgl. Kapitel 2.4). Um zu testen, wie gut die Prototypen diese Anforderung erfüllen, wurde das Display zur Anzeige der HMI-Varianten vertikal verstellbar angebracht. Die Versuchsanordnung mit Lenkrad, verstellbarem Display zur Warnungsdarstellung und der Leinwand zur Anzeige der Fahrszene ist in Abbildung 4.3 dargestellt.

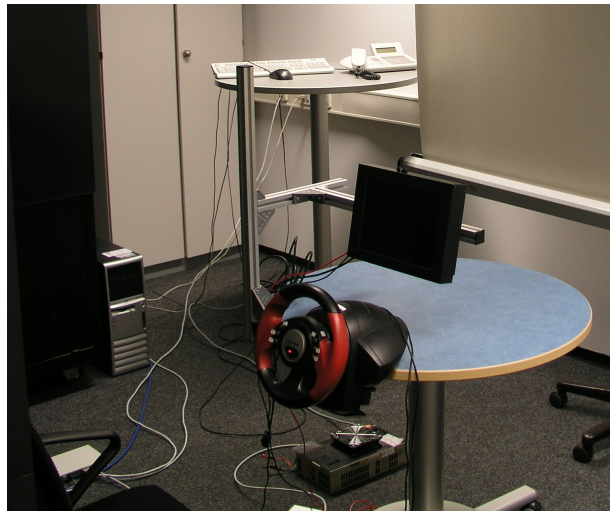


Abbildung 4.3: Versuchsaufbau zur Weiterentwicklung der HMI-Prototypen

Nach [15] lassen sich bereits beim Einsatz von fünf Versuchspersonen 80 % aller ergonomischen Schwachstellen eines Fahrerassistenzsystems ermitteln, wenn die Analyse des Systems auf Basis realistischer Aufgaben und vor dem Hintergrund von ergonomischem Grundwissen erfolgt. Daher wurden die Teilnehmer des Brainstorming gebeten, die in der Fahrsimulation realisierten Lösungen zu bewerten und iterativ weiterzuentwickeln.<sup>3</sup>

Zur Bewertung der HMI wurde ein Rundkurs gefahren, bei dem sich stehende und bewegte Hindernisse auf der eigenen Fahrbahn und am Fahrbahnrand befanden. Außerdem wurde an einigen Stellen Gegenverkehr dargestellt. Auf diese Weise konnte eine möglichst große Bandbreite der für das warnende Nachtsichtsystem relevanten Szenarien abgedeckt werden. Die Objektdetektion wurde durch das in Kapitel 3.1.1 beschriebene Sensormodell simuliert.

Um die Komplexität für erste ergonomische Bewertungen in Grenzen zu halten, wurde darauf verzichtet, für die Expertenevaluierungen die Kursprädiktion und deren Fehlerquellen im Detail in der Fahrsimulation nachzubilden. Daher fand die Berechnung der Spurplausibilität für die detektierten Objekte anhand der (unverrauschten) Streckendaten der Fahrsimulationssoftware statt.

Die Sichtweite der Fahrer wurde durch eine Fahrbahnausleuchtung entsprechend einer Nachtfahrt mit Abblendlicht auf 80 m begrenzt (vgl. Kapitel 3.1).

---

<sup>3</sup>Eine weitere Analysephase nach dem gleichen Schema fand in dem in Kapitel 3.1 beschriebenen Fahrsimulator mit Bewegungssystem und eingebautem HUD statt. Dabei wurden allerdings nicht grundlegende Prinzipien zur peripheren Warnungsdarstellung getestet, sondern eine bereits ausgestaltete HMI-Lösung weiter optimiert. Neben Ergonomie- und HMI-Experten wurden zu diesen Versuchen auch Probanden hinzugezogen, die mit einem derartigen Warnsystem bisher nicht in Berührung gekommen waren.

Während der Fahrten wurden die Probanden gebeten, in Form des „lauten Denkens“ Kommentare zur Wahrnehmbarkeit der HMI-Ausgaben, zu ihrem Verständnis der Inhalte und zu ihren Reaktionen darauf abzugeben. Diese Vorgehensweise wird auch in [47] angewandt, um Denkmuster von Fahrern bei Einparkvorgängen aufzunehmen.

Als Richtschnur für die Angaben der Fahrer zu den HMI-Ausgaben dienten die drei Ebenen des Situationsbewusstseins (Wahrnehmung, Verständnis und Projektion in die Zukunft), in die die Kommentare eingeordnet wurden. Nach einem Durchgang wurden die Äußerungen mit den Experten durchgesprochen und Verbesserungsmöglichkeiten abgeleitet. Diese Empfehlungen wurden schrittweise in das HMI-Design eingearbeitet und bei weiteren Simulatorfahrten geprüft.

Im Rahmen der Tests stellte sich heraus, dass sich die Balkenanzeige für eine periphere Wahrnehmbarkeit nicht eignet. Abstufungen in der Kollisionswahrscheinlichkeit oder in den Vertrauensmaßen werden bei der Balkenanzeige auch dann nicht wahrgenommen, wenn diese nahe dem fovealen Sichtbereich<sup>4</sup> angebracht wird. Es zeigte sich außerdem, dass die Balkenanzeige eine intuitive Interpretation der HMI-Informationen erschwert. Den Fahrern fehlt nach der generellen Warnung (durch einen hohen, roten Balken) die Information, wo sich das Hindernis befindet, vor dem gewarnt wird, um es in der Fahrscene zu lokalisieren. Die Balkenanzeige liefert hierfür lediglich eine Spuruordnung, aber keinen Hinweis zur Entfernung des Hindernisses. Dieses Ergebnis bestätigt die entsprechende Anforderung nach den Inhalten der Warnung aus Kapitel 2.4.

Laut [86] wird bei der peripheren Wahrnehmung die Aufmerksamkeit am Besten durch Flussmuster<sup>5</sup> aktiviert. Ein Flussmuster stellt außerdem einen permanent wahrnehmbaren und verarbeitbaren Reiz dar. Die Einführung eines solchen Reizes erschien bei der Balkenanzeige jedoch nicht möglich, ohne das grundsätzliche Konzept der HMI-Lösung zu verändern. Aufgrund der genannten Probleme wurde die Balkenanzeige nicht weiterverfolgt.

Die erste Variante hingegen, die perspektivische Anzeige der Fahrbahn, wurde auf Vorschlag der Experten durch die Erzeugung eines Flussmusters vor einem schwarzen Hintergrund weiterentwickelt. Hierzu wurde eine zusätzliche Einteilung der Fahrspuren in longitudinale Segmente vorgenommen. Die Segmente werden aktiviert, wenn sich ein Hindernis in der entsprechenden Position auf der jeweiligen Spur befindet. Bei der Annäherung an ein Hindernis wird so ein Flussmuster erzeugt, das auch peripher deutlich wahrnehmbar ist (vgl. Abbildung 4.4 am Ende dieses Kapitels). Gleichzeitig konnte so die Nutzeranforderung zu einer kontinuierlichen Rückmeldung bezüglich der Hindernisentfernung bei einer Warnung umgesetzt werden.

Die zusätzlich im Fahr Simulator entwickelten Maßnahmen zur Verbesserung der peripheren Warnanzeige lassen sich, analog zu [86], in zwei Bereiche gliedern:

- „Enhancement“ (Hervorhebung) – die optische Aufwertung der Anzeige, um die Wahrnehmbarkeit einer Warnung zu verbessern und
- „Enrichment“ (Anreicherung) – die Nutzung zusätzlicher visueller Stimuli, um weitere Informationen (z.B. Vertrauensmaße) zu übermitteln.

---

<sup>4</sup>Im Gegensatz zum peripheren Sichtbereich findet im fovealen Sichtbereich das scharfe Sehen statt. Der Mensch erkennt in diesem Bereich Details, die peripher nicht wahrgenommen werden können.

<sup>5</sup>Ein Flussmuster entsteht in der visuellen Wahrnehmung, wenn ein Beobachter sich relativ zur Umwelt bewegt. Eine Vorwärtsbewegung erzeugt ein sich ausdehnendes Fließmuster, eine Rückwärtsbewegung ein sich zusammenziehendes Fließmuster [28].

### 4.2.1 Verbesserung der peripheren Wahrnehmbarkeit der Warnung

Für die periphere Wahrnehmung eines Flussmusters bei der Annäherung an ein Hindernis erwies sich die perspektivische Fahrbahndarstellung als problematisch: Weit entfernte Segmente werden in der Perspektive kleiner dargestellt als nahe Segmente und als Folge auch schlechter peripher wahrgenommen. Allerdings sind gerade die weit entfernten Segmente von größerem Interesse für den Fahrer, da er nur durch sie eine frühe Warnung erfährt. Aus diesem Grund wurde die longitudinale Segmententeilung etwas verzerrt, so dass weit entfernte Segmente in ihrer Länge größer dargestellt werden, als es dem ihnen zugeordneten Entfernungsbereich der detektierten Objekte entsprechen würde.<sup>6</sup> Die periphere Wahrnehmbarkeit konnte dadurch deutlich verbessert werden.

Das Ergebnis stellt ein im Fahrsimulator ermitteltes Optimum aus guter perspektivischer Darstellung<sup>7</sup> und guter Wahrnehmbarkeit dar. Details zur optimierten Anordnung der Segmente und zum Flussmuster, das sich daraus bei der Annäherung an ein Objekt ergibt, sind in Anhang C dargestellt.

Die Wahrnehmung des Flussmusters wurde zusätzlich durch eine Funktion verstärkt, die ein Segment noch für einige 100 Millisekunden aktiviert hält, auch nachdem ein Objekt den Entfernungsbereich verlassen hat, der dem jeweiligen Segment zugeordnet ist. Hierdurch wird bei der Annäherung an ein Objekt eine Art von Nachleuchten der durchlaufenen Segmente hervorgerufen, welches die sichtbare Fläche vergrößert und so besser wahrnehmbar ist.<sup>8</sup>

Als verwirrend und überladen wurde von den Fahrern die Anzeige mehrerer tatsächlich hintereinander liegender Objekte empfunden (z.B. hintereinander fahrende Fahrzeuge oder mehrere Randobjekte). Daher wurde ein Algorithmus eingeführt, der für jedes Objekt mit einer Spurplausibilität  $> 0$  die erforderliche Verzögerung zur Kollisionsvermeidung, berechnet (Gleichung 4.1). Zur Anzeige im HMI wird jeweils das Hindernis ausgewählt, für das innerhalb eines Anzeigesegments die höchste erforderliche Verzögerung errechnet wurde und dessen Distanz zum eigenen Fahrzeug über alle Segmente hinweg am geringsten ist. Durch diese Logik erfolgt automatisch eine Warnung auf das Objekt mit dem größten Gefahrenpotenzial.

$$a_{erf} = \frac{v_{rel}^2}{2 \cdot d_{Obj}} \quad (4.1)$$

Die in Gleichung 4.1 verwendeten Größen beziehen sich auf das fahrzeugfeste Koordina-

---

<sup>6</sup>Die Änderung der Darstellung von der Fahrerperspektive in eine Vogelperspektive, bei der alle Segmente gleich groß sind, hätte – wie Tests zeigten – erhebliche Schwierigkeiten für die Interpretation der Anzeige durch den Fahrer bedeutet und wurde daher nicht weiterverfolgt.

<sup>7</sup>Eine gute perspektivische Darstellung im HMI ist dann erreicht, wenn sich die angezeigten Segmentpositionen vom Fahrer leicht (ohne Abstraktionsleistung) in die visuelle Umgebung (die Fahrbahn) integrieren lassen, d.h., wenn er aus der angezeigten Segmentposition die tatsächliche Objektposition ableiten kann.

<sup>8</sup>Bei der Entwicklung der Funktion zur Darstellung des Nachleuchtens durchlaufener Segmente stellte es sich als wichtig heraus, die Segmente nicht zu lange beleuchtet zu lassen, da der Fahrer sonst annimmt, dass sich auch an der Position der nachleuchtenden Segmente noch Objekte befinden. Ein Wert von maximal 0,24 s hat sich in den Versuchen als praktikabel erwiesen.

tensystem<sup>9</sup>:

$a_{erf}$  : erforderliche Verzögerung zum Ausgleich der Relativgeschwindigkeit [m/s<sup>2</sup>]

$v_{rel}$  : Relativgeschwindigkeit zwischen eigenem Fahrzeug und Objekt [m/s]

$d_{Obj}$  : Entfernung des Objekts [m]

Um einen häufigen Wechsel der Anzeige durch die kurzzeitige Plausibilisierung von stehenden Randobjekten innerhalb der eigenen Spur zu vermeiden, wurde als zusätzliche Bedingung eingeführt, dass, sofern ein bestimmtes Objekt im vorangegangenen Rechenzyklus angezeigt wurde und dieses Objekt immer noch in der Schnittstelle zwischen Informationsplattform und HMI existiert (mit entsprechender Spurplausibilität), dieses Objekt auch weiterhin angezeigt wird, selbst, wenn sich mittlerweile ein höheres  $a_{erf}$  für ein anderes Objekt ergibt. Der Wechsel auf ein anderes Objekt erfolgt erst, wenn das aktuell angezeigte Objekt aus der Objektliste gelöscht wurde oder seine Spurplausibilität auf 0 gefallen ist.

Die beschriebene Funktion stellt eine besondere Anforderung an die Umfeldbeschreibung, in der die Filterung der Objektdaten erfolgt. Um eine kontinuierliche Anzeige zu gewährleisten, darf die ID<sup>10</sup> eines Objekts während der Anzeigedauer nicht wechseln, da diese Nummer die Basis für den Abgleich mit vergangenen Anzeigezyklen im HMI bildet.

Die beim Brainstorming vorgesehene Darstellung von Randobjekten und Gegenverkehr diente dem Zweck, dem Fahrer ein detaillierteres Bild von der Fahrsituation zu geben. Die Interpretation der entsprechenden Anzeige durch den Fahrer erwies sich jedoch als schwierig und der durch die Anzeige der Randobjekte permanent ausgelöste periphere Reiz wurde von den Fahrern als ablenkend empfunden. Sobald ein Objekt die eigene Fahrspur verlassen hat, ist es aus Fahrersicht nicht mehr interessant, es sei denn, es bewegt sich wieder zurück in die eigene Spur. Diese Detailinformation ließ sich jedoch peripher über die Segmente nicht vermitteln. Zusätzlich wurde durch aktive Randsegmente der Kontrast zu Segmenten innerhalb der eigenen Fahrspur reduziert und somit deren Wahrnehmbarkeit verringert. Dementsprechend wurde die Anzeige nur auf Objekte mit einer Spurplausibilität für die eigene Spur beschränkt, um die Übersichtlichkeit des HMI zu verbessern und eine Ablenkung der Fahrer zu vermeiden.

Die farbige Darstellung der Segmente wurde entgegen der ursprünglichen HMI-Idee nur für den Nahbereich (ab 40 m) beibehalten. In diesem Entfernungsbereich ist eine Fahrerreaktion auf ein angezeigtes Objekt unmittelbar erforderlich, sofern es sich nicht um ein vorausfahrendes Fahrzeug handelt. Außerdem hatte die Analyse der Nutzeranforderungen gezeigt, dass sich die Fahrer eine farbige Anzeige (rot) einer akuten Kollisionswarnung wünschen. Um dem HMI-Konzept entsprechend eine kontinuierliche Darstellung zu ermöglichen, wird der Farbwert der Segmente im Nahbereich entsprechend der Höhe von  $a_{erf}$  linear von grün über gelb nach rot interpoliert. Bei Segmenten, die höhere Objektentfernungen anzeigen, wurde eine Einfärbung als störend für die Wahrnehmung des Flussmusters empfunden. Da in diesem Entfernungsbereich die Kollisionswahrscheinlichkeit noch gering ist, wären die Segmente mit Grüntönen eingefärbt worden, die peripher schlechter wahrnehmbar sind.

<sup>9</sup>In Gleichung 4.1 wurden die Beschleunigungen des eigenen Fahrzeugs und des gemessenen Objekts nicht berücksichtigt, da die Beschleunigung des Objekts durch den Radarsensor nicht direkt gemessen wird. Insofern muss diese Größe aus der Ableitung der Relativgeschwindigkeit ermittelt werden und ist hohen Schwankungen unterworfen. Die Versuche im Fahrsimulator haben gezeigt, dass die Verwendung der Relativgeschwindigkeit sowohl bei der Annäherung an stehende Objekte als auch bei Folgefahrten ausreichend ist.

<sup>10</sup>vgl. Kapitel 1.2.2

### 4.2.2 Periphere Vermittlung von Zusatzinformationen

Im Idealfall kann eine Fehlwarnung von einer berechtigten Warnung dadurch unterschieden werden, dass die Fehlwarnung vom Fahrer gar nicht wahrgenommen wird. Der aus dem Brainstorming hervorgegangene HMI-Entwurf sieht zur Kodierung der Existenzwahrscheinlichkeit und der Spurplausibilität die Transparenz des entsprechenden Spurbereichs vor.<sup>11</sup> Die Größe „Transparenz“ lässt sich bei der Verwendung eines RGB-Farbschemas zu einem „dargestellten Grauwert“ zusammenfassen.<sup>12</sup>

Die beiden Vertrauensmaße Existenzwahrscheinlichkeit und Spurplausibilität werden zur Berechnung des dargestellten Grauwerts miteinander multipliziert (vgl. Gleichung 4.2). Ist die Spurplausibilität 0, so wird auch ein Grauwert von 0 dargestellt, das Segment ist schwarz, genauso wie der Hintergrund. Der maximale Grauwert von 255 wird nur dann angezeigt, wenn das entsprechende Objekt sowohl die maximale Existenzwahrscheinlichkeit, wie auch die maximale Spurplausibilität besitzt. Nur dann lässt sich von einem hohen Vertrauen in die Warnung ausgehen.

$$\text{Grauwert} = \text{Existenzwahrscheinlichkeit} \cdot \text{Spurplausibilisierung} \cdot \text{max. Grauwert} \quad (4.2)$$

Aus dieser Berechnungsformel für den dargestellten Grauwert und dem Wunsch, Fehlwarnungen möglichst unauffällig darzustellen, ergeben sich eine Reihe von Anforderungen an die Informationsplattform, die im Folgenden erläutert werden.

Eine Fehlwarnung kann entweder durch ein falsch gemessenes Objekt oder durch eine falsche Kursprädiktion zustande kommen. Eine Fehldetektion sollte nur während weniger Messzyklen auftauchen und die Existenzwahrscheinlichkeit dementsprechend gering sein. Wird ein Objekt korrekt mit geringem Fehler gemessen, sollte die Existenzwahrscheinlichkeit für eine deutliche Warnung möglichst schnell (d.h., innerhalb weniger Rechenzyklen) ansteigen.

Aufgrund der begrenzten Reichweite der Videospurdetektion ist es möglich, dass diese einen Kurveneingang zu spät erkennt und ein Randobjekt aufgrund einer falschen Kursprädiktion eine Spurplausibilität für die eigene Fahrspur erhält. Analog zur Objektdetektion gilt auch hier, dass diese Spurplausibilität nur über einen kurzen Zeitraum und mit niedrigen Werten angezeigt werden darf. Bei einer sicheren Kursprädiktion dagegen sollte die Spurplausibilität zügig einen hohen Wert annehmen.

Die Nutzung des dargestellten Grauwerts zur Unterscheidung zwischen Fehlwarnungen und berechtigten Warnungen erfordert auch, dass die im vorigen Abschnitt beschriebene Maßnahme zur Darstellung eines Nachleuchtens bereits durchlaufener Segmente abgebrochen wird, wenn ein Objekt aufgrund zu geringer Existenzwahrscheinlichkeit oder Spurplausibilität nicht mehr im HMI angezeigt wird.

Der im Rahmen der Anforderungsanalyse ermittelte Wunsch der Fahrer nach einer Information, wo auf seiner Spur sich ein Hindernis befindet, um ein Ausweichmanöver besser

<sup>11</sup>Weitere Nennungen gemäß Tabelle 4.1 schlagen die Verwendung von Unschärfebereichen und Schattierungen zur Anzeige von Unsicherheit vor. Unschärfebereiche und Schattierungen werden für die Darstellung ungenauer Informationen häufig bei foveal betrachteten Displays verwendet. Ihre Nutzung bei peripherer Betrachtung wurde im Rahmen der HMI-Evaluierungen als für nicht tauglich befunden.

<sup>12</sup>RGB (Rot Grün Blau) ist die Bezeichnung für ein adaptives Farbmodell, bei dem sich die drei Grundfarben zu Weiß addieren. Eine Farbe besteht hier aus jeweils 3 Werten: Dem Rot-, Grün- und Blauanteil. Es sind 256 Werte zwischen 0 und 255 möglich.

planen zu können, wurde durch eine detailliertere Anzeige im Nahbereich (Objektentfernungen  $< 40$  m) realisiert. Ein stehendes Hindernis wird im Nahbereich als farbiges Kreuz dargestellt, dessen Position entsprechend der lateralen Position des Hindernisses innerhalb der eigenen Spur, in fünf gleich großen lateralen Bereichen variiert. Vorfahrende Fahrzeuge werden im Nahbereich nicht als Kreuz, sondern als breiteres Rechteck angezeigt, um die Übertragbarkeit der HMI-Anzeige auf die Realität zu erleichtern. Um ein Springen der Anzeige zwischen Kreuz und Balken und eine damit einhergehende Verwirrung des Fahrers zu vermeiden, muss eine stabile Klassifikation des Bewegungszustands durch die Informationsplattform sichergestellt sein.

### 4.3 Zusammenfassung

Aufbauend auf Expertenwissen wurden mit der Methode des Brainstorming Vorschläge zur Umsetzung der Nutzeranforderungen in der Ausgestaltung des HMI erzeugt. Im Rahmen eines anschließenden Auswahl- und Optimierungsverfahrens wurde ein Vorschlag im Fahr-Simulator zu einem HMI-Prototypen weiterentwickelt. Im Kern basiert der Prototyp auf der Darstellung eines Flussmusters, das der Annäherung an ein Hindernis in der eigenen Fahrspur entspricht. Durch diese Lösung konnte die Anforderung an eine gute periphere Wahrnehmbarkeit mit der perspektivischen Anzeige einer Hindernisentfernung verbunden werden. Die Einbeziehung von Vertrauensmaßen erfolgt über eine Modifikation des Grauwerts, mit dem das Flussmuster bei einer Warnung dargestellt wird. Dies bewirkt eine kontinuierliche Abschwächung der Warnung bei geringer Systemsicherheit.

Abbildung 4.4 auf Seite 63 zeigt zum besseren Verständnis der Erläuterungen eine Bildersequenz bei der Annäherung an ein stehendes Objekt. Aufgenommen wurde die Fahrersicht nach vorn (großes Bild) zusammen mit der Darstellung im HUD (kleines Bild) bei der Annäherung an einen Felsen. In jedem Bild ist die Hindernisentfernung zusammen mit einem Video-Zeitstempel angegeben.<sup>13</sup>

Die grundlegenden Prinzipien des HMI wurden durch zusätzliche Funktionalitäten ergänzt, welche einem fahrerbezogenen Umfeldmodell entsprechen, mit dessen Hilfe die Daten der Informationsplattform zur Anzeige im HMI interpretiert und reduziert werden (vgl. Kapitel 3). Ein Ablaufdiagramm, das die wichtigsten Berechnungsschritte bei der HMI-Darstellung zusammenfasst, ist in Abbildung 4.5 auf Seite 64 dargestellt.

Aus den Erläuterungen zu den Teilfunktionen des HMI lässt sich die in Tabelle 4.3 angegebene Schnittstellendefinition zwischen HMI und Informationsplattform ableiten.

Tabelle 4.4 fasst die einzelnen Anforderungen an die Schnittstellendaten der Informationsplattform, gemeinsam mit ihrer Begründung aus der HMI-Entwicklung, zusammen.

---

<sup>13</sup>Der Video-Zeitstempel hat das Format: hh:mm:Frame [0..24] pro Sekunde

Verwendungszweck	Information	Datenquelle <sup>a</sup>
• Nachleuchten, Vermeidung Sprünge zwischen verschiedenen Objekten	• Objekt-ID	UB
• Berechnung des Grauwerts	• Existenzwahrscheinlichkeit, • Spurplausibilität	UB UI
• Berechnung von $a_{erf}$	• $v_{rel}$ , • $d_{Obj}$	UB UB
• Unterscheidung zwischen stehenden und bewegten Objekten <sup>b</sup>	• Objekt-Klassifikation	UB
• Berechnung der lateralen Position eines Objekts innerhalb der eigenen Fahrspur <sup>b</sup>	• Objektposition im fahrzeugfesten Koordinatensystem,  • Kursprädiktion	UB  UI

Tabelle 4.3: Schnittstellendefinition zwischen HMI und Informationsplattform

<sup>a</sup> UB: Umfeldbeschreibung, UI: Umfeldinterpretation.

<sup>b</sup> Die Unterscheidung ist zur Anzeige im Nahbereich erforderlich.

Datenquelle	Anforderung an die Datenquelle	Grund
Umfeld- beschreibung	• Zuweisung einer konstanten Objekt-ID über die gesamte Messdauer eines Objekts	• Kontinuierliche Anzeige des Objekts, Vermeidung von Sprüngen aufgrund von kurzzeitig für die eigene Spur plausibilisierten Objekten
	• Schneller Anstieg der Existenzwahrscheinlichkeit bei sicher gemessenen Objekten, • Schnelle Reduktion der Existenzwahrscheinlichkeit bei unsicher gemessenen Objekten	• Hoher Grauwert (deutliche Warnung) bei sicherer Messung, niedriger Grauwert (undeutliche Warnung) bei unsicherer Messung
	• Sichere Objektklassifikation	• Vermeidung von Sprüngen bei der Darstellung eines Hindernisses einmal als stehend und einmal als bewegt
	• Hohe Präzision bei der Bestimmung kinematischer Objektattribute <sup>a</sup>	• Eindeutige Spuruordnung, • Korrekte Objektauswahl anhand von $a_{erf}$ und $d_{Obj}$ • Vermeidung von Sprüngen der Anzeige von stehenden / bewegten Objekten im Nahbereich
Umfeld- interpretation	• Schneller Anstieg der Spurplausibilität bei Objekten, die sich sicher innerhalb der eigenen Fahrspur befinden, • Schnelle Reduktion der Spurplausibilität bei Objekten, die sich sicher außerhalb der eigenen Fahrspur befinden	• Hoher Grauwert (deutliche Warnung) bei sicherer Messung, niedriger Grauwert (undeutliche Warnung) bei unsicherer Messung

Tabelle 4.4: Anforderungen vom HMI an die Informationsplattform

<sup>a</sup> Kinematische Objektattribute: Position im fahrzeugfesten Koordinatensystem, Relativgeschwindigkeit.



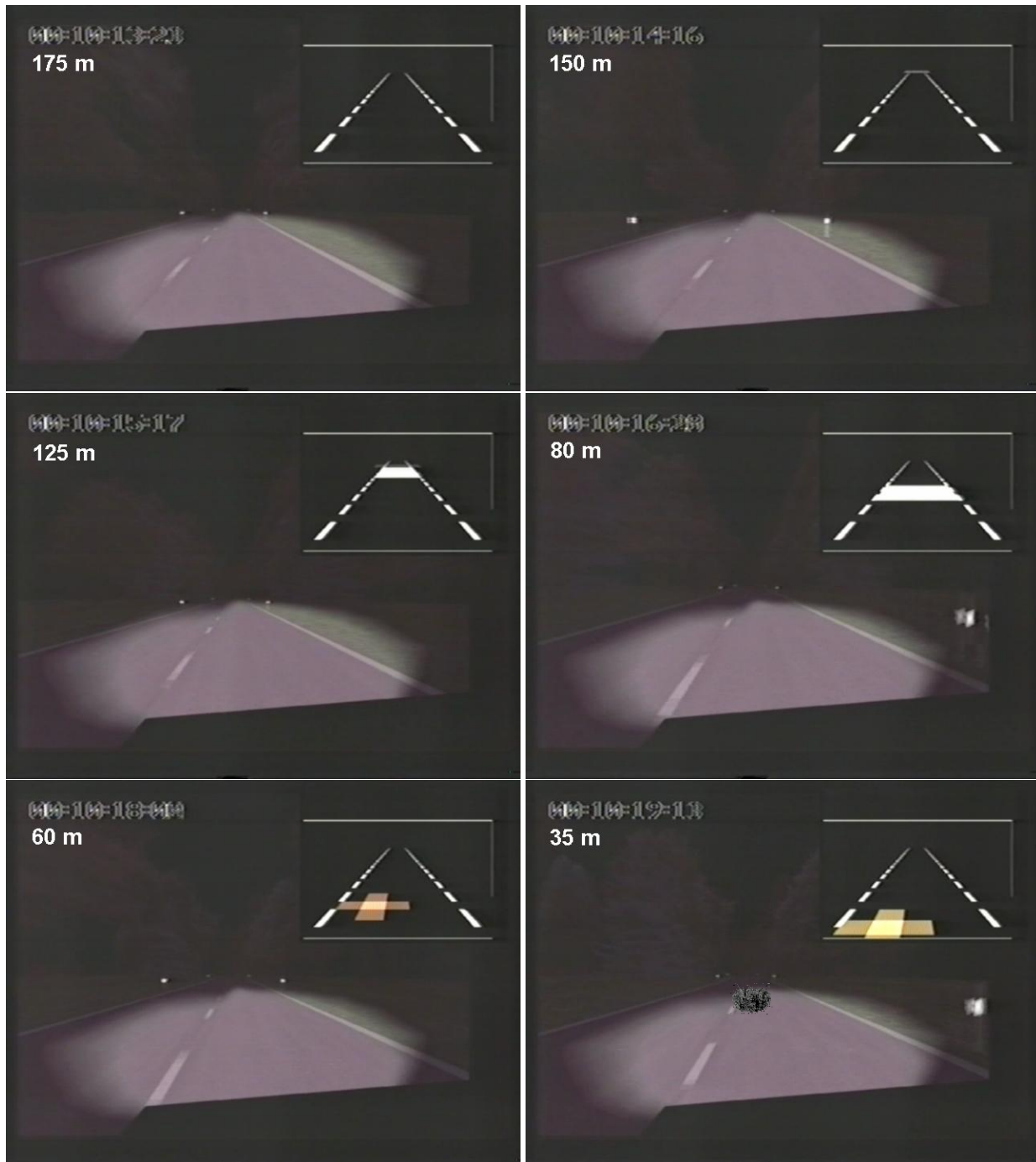


Abbildung 4.4: Ablauf der Warnung bei der Annäherung an ein stehendes Hindernis

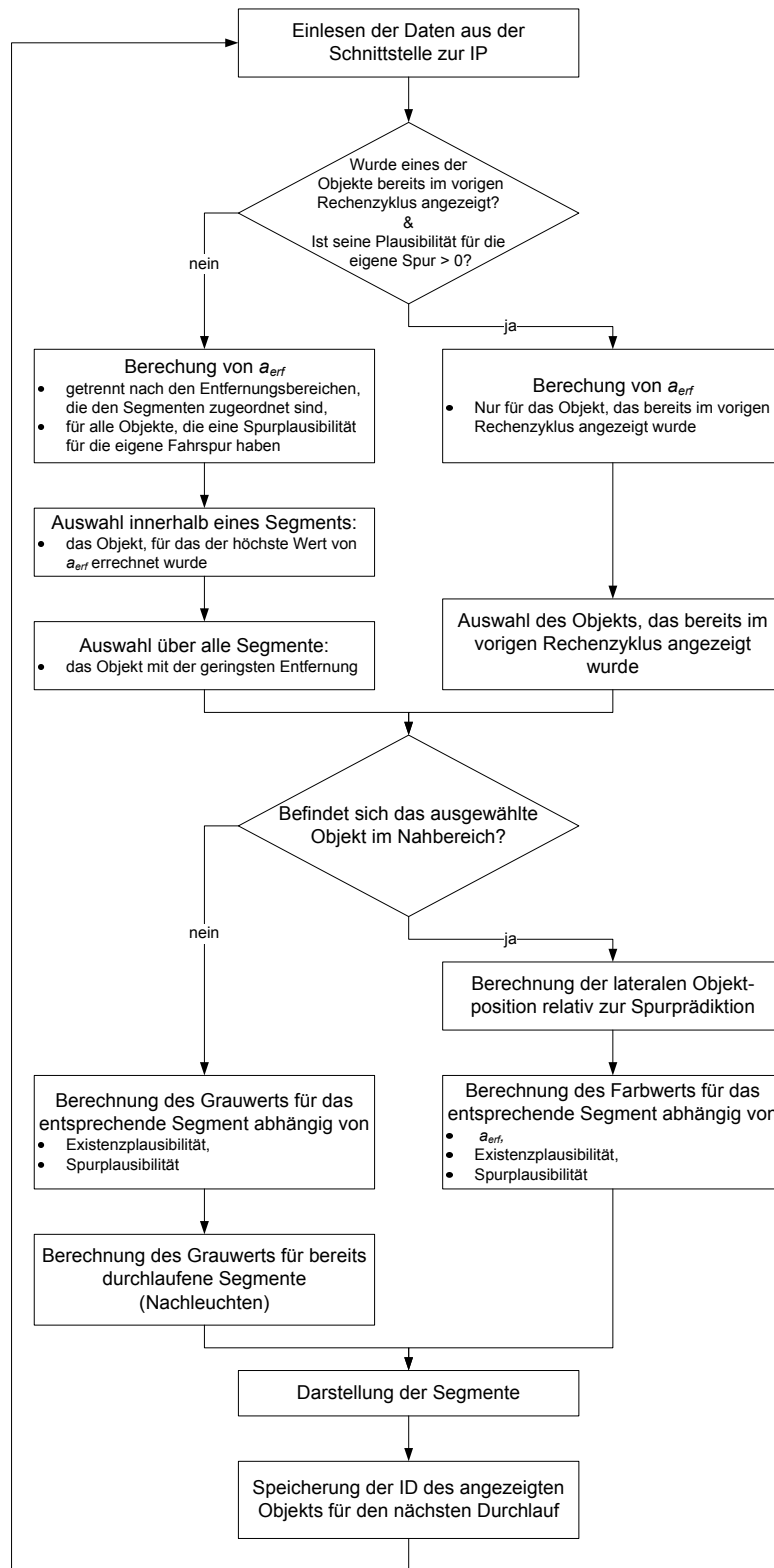


Abbildung 4.5: Ablaufdiagramm zur Berechnung der HMI-Darstellung

# Kapitel 5

## Entwicklung der Umfeldbeschreibung

Das in diesem Kapitel und in Kapitel 6 beschriebene Konzept zur Realisierung der Informationsplattform beruht im Kern auf einer mathematischen Repräsentation des aktuellen Fahrzustands (Geschwindigkeit, Bewegungsrichtung) sowie des Zustands der Umwelt (Position und Bewegungsrichtung anderer Objekte, weiterer Spurverlauf). Auf Basis dieser Daten errechnet die in Kapitel 4 dargestellte HMI-Funktion die zukünftige Entwicklung der Fahrsituation, um daraus abzuleiten, welche Objekte eine Gefährdung darstellen.

Zunächst ist eine Methode zur Schätzung des Bewegungszustands des eigenen Fahrzeugs erforderlich. Basierend auf den hieraus abgeleiteten Informationen findet eine Filterung sowie ein Tracking der vom Radarsensor lokalisierten Objekte statt. Somit ergibt sich eine Repräsentation der Bewegung des eigenen Fahrzeugs im zweidimensionalen Raum, relativ zu den umgebenden Objekten. Ergänzend kommen die Daten der Spurdetektion anhand von Videodaten hinzu, welche mit weiteren Ansätzen zur Kursprädiktion, die sich auf Radarobjekte stützen, kombiniert werden.

Gemäß der in Kapitel 1.2 formulierten Zielsetzung dieser Dissertation als Systemvorstudie nach [88] werden in diesem Kapitel grundsätzliche Lösungsprinzipien für die Aufgaben der Umfeldbeschreibung dargestellt und es wird das jeweils erfolgversprechendste Prinzip mit Hilfe nachprüfbarer Beurteilungskriterien herausgearbeitet.

### 5.1 Koordinatensystem

Die Berechnungen der Umfeldbeschreibung erfolgen in einem Koordinatensystem, dessen Ursprung in der Mitte der Hinterachse des eigenen Fahrzeugs liegt (vgl. Abbildung 5.1). Das Koordinatensystem wird bei jedem Rechenschritt mit der Bewegung des eigenen Fahrzeugs verschoben.

Entsprechend heutiger Normierung haben Objekte, die links vom Fahrzeug liegen, einen positiven Abstand in  $y$ -Richtung. Der Lenkwinkel und die Gierrate des Fahrzeugs sind linksdrehend positiv.

Aufgrund der Fahrzeugbewegung ist eine Verschiebung und eine Rotation des Koordinatensystems erforderlich. Diese Koordinatentransformation erfolgt in zwei Schritten. Zunächst

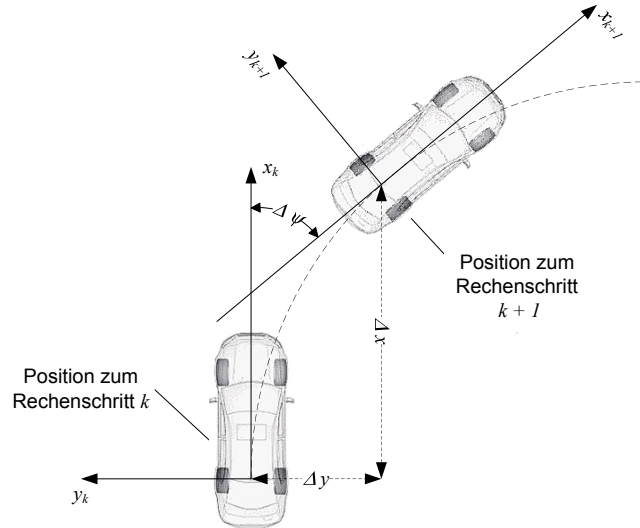


Abbildung 5.1: Verschiebung des fahrzeugfesten Koordinatensystems

wird das Koordinatensystem translatorisch entsprechend der Fahrzeugbewegung in  $x$ - und  $y$ -Richtung verschoben:

$$x_{trans} = x - \Delta x \quad (5.1)$$

$$y_{trans} = y - \Delta y \quad (5.2)$$

Dabei entsprechen  $x_{trans}$  und  $y_{trans}$  der Position eines Objekts im neuen Rechenzyklus  $k+1$ , nach der Verschiebung. Die Werte der inkrementellen Verschiebung des Koordinatensystems,  $\Delta x$  und  $\Delta y$ , lassen sich bei Vorhandensein der Komponenten der Fahrzeuggeschwindigkeit,  $v_{x,k}$  und  $v_{y,k}$ , über die Zeitdauer zwischen zwei Rechenzyklen  $\Delta t$  berechnen:

$$\Delta x = v_{x,k} \cdot \Delta t \quad (5.3)$$

$$\Delta y = v_{y,k} \cdot \Delta t \quad (5.4)$$

Nach der Verschiebung des Koordinatensystems erfolgt eine Rotation entsprechend der inkrementellen Drehung des Fahrzeugs um seine Hochachse,  $\Delta\psi$ . Die Berechnung von  $\Delta\psi$  aus der Gierrate  $\dot{\psi}_k$  erfolgt folgendermaßen:

$$\Delta\psi = \dot{\psi}_k \cdot \Delta t \quad (5.5)$$

Wie in Abbildung 5.2 dargestellt, liefert der Radarsensor für die detektierten Objekte (in diesem Fall die Kante eines vorausfahrenden Fahrzeugs) den radialen Abstand  $r$ , den horizontalen Winkel zur Sensormittelachse  $\phi$  und die radiale Relativgeschwindigkeit  $v_{rel}$ . Die Sensordaten werden im Rahmen des in der Umfeldbeschreibung stattfindenden Tracking-Prozesses in das fahrzeugfeste kartesische Koordinatensystem, z.B. in die Positionsdaten  $x_{Track}$  und  $y_{Track}$  umgerechnet.<sup>1</sup>

Wird die Position des getrackten Objekts in einem Zustandsvektor angegeben ( $\mathbf{x}$ ), so kann die Rotation des Koordinatensystems unter Verwendung einer Rotationsmatrix erfolgen.

$$\mathbf{x} = \begin{pmatrix} x_{Track} \\ y_{Track} \end{pmatrix} \quad (5.6)$$

<sup>1</sup>„Track“ bezeichnet ein von der Umfeldbeschreibung gefiltertes Objekt, vgl. Kapitel 1.2.2.

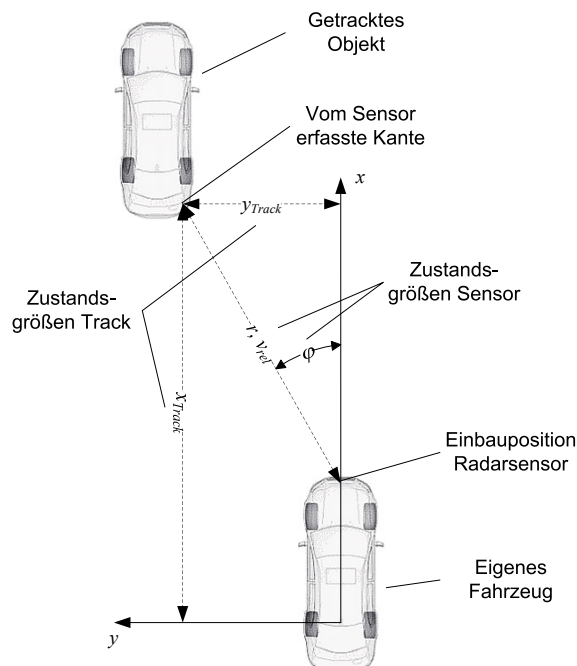


Abbildung 5.2: Vergleich Sensorkoordinatensystem mit fahrzeugfestem Koordinatensystem zum Objekt-Tracking

Die zur Drehung erforderliche Rotationsmatrix lautet:

$$\mathbf{A}_{rot} = \begin{pmatrix} \cos(\Delta\psi) & \sin(\Delta\psi) \\ -\sin(\Delta\psi) & \cos(\Delta\psi) \end{pmatrix} \quad (5.7)$$

Zur Rotation des Koordinatensystems wird für den verschobenen Zustandsvektor die folgende Matrixoperation durchgeführt:

$$\mathbf{x}_{rot} = \mathbf{A}_{rot} \cdot \mathbf{x}_{trans} \quad (5.8)$$

Aus diesen Betrachtungen folgt, dass durch die Filterung der Fahrzeugbewegung die beiden Größen  $v = \sqrt{v_x^2 + v_y^2}$  und  $\psi$  in bestmöglicher Qualität zur Verfügung gestellt werden müssen, da das Koordinatensystem die Grundlage für alle weiterführenden Berechnungen der Umfeldbeschreibung ist.

## 5.2 Filterung der Fahrzeugbewegung

Die Filterung der eigenen Fahrzeugbewegung bildet die Basis für die Umfeldrepräsentation. Dies hat mehrere Gründe. Zunächst ist die Prädiktion des aktuellen Fahrzustands im Gegensatz zur video- und radarbasierten Spurdetektion permanent verfügbar und im Zweifelsfall auch diejenige Quelle, die den aktuellen Richtungswunsch des Fahrers am Besten beschreibt.

Darüber hinaus findet das Tracking der vom Sensor erfassten Objekte in einem lokalen, d.h., mit dem eigenen Fahrzeug mitbewegten Koordinatensystem statt, welches auf Basis der Eigenbewegung des Fahrzeugs in jedem Rechenzyklus verschoben und rotiert wird. Ungenauigkeiten hierbei führen unweigerlich zu einer niedrigeren Qualität des Objekttrackings und damit auch zu verminderter Systemleistung.

Als optimaler Schätzer wird zur Filterung der Fahrzeugbewegung in der Regel ein erweitertes Kalman-Filter eingesetzt [14]. Der grundsätzliche Ablauf einer Filterung mittels erweitertem Kalman-Filter ist zusammen mit den entsprechenden Matrixoperationen in Anhang D dargestellt.

Das Kalman-Filter eignet sich in besonderer Weise für die Filterung der Fahrzeugbewegung, da das beim Kalman-Filter verwendete Systemmodell zur Prädiktion des Zustandsvektors es ermöglicht, bekannte mechanische Zusammenhänge bei der Fahrzeugbewegung in den Filterprozess mit einzubringen. Durch diese Vorgehensweise lässt sich das Filterergebnis beispielsweise im Vergleich zu einem reinen Tiefpassfilter verbessern. Außerdem können weitere Bewegungsgrößen, die nicht direkt messbar sind, über das Systemmodell aus den gefilterten Größen mitberechnet werden, vgl. [47].

Das Filter erhält Informationen über die Bewegung des eigenen Fahrzeugs aus den Daten des Gierraten- und Lenkwinkelsensors sowie aus den Raddrehzahlsensoren. Diese Informationen sollen im Rahmen der Filterung in eine Schätzung der aktuellen Fahrzeuggeschwindigkeit und -beschleunigung sowie der Gierrate umgesetzt werden.

In der Literatur werden verschiedene Filtermodelle für diesen Zweck genannt, die sich einerseits durch die Anzahl der Größen im Zustands- und Messvektor und andererseits in den Modellannahmen für die Bewegung des eigenen Fahrzeugs unterscheiden.

Ein gängiger Ansatz zur Beschreibung des querdynamischen Fahrzeugverhaltens ist das lineare Einspurmodell (Herleitung und Darstellung in [59]). Es findet im Allgemeinen Anwendung für Kurvenfahrten bis zu einer Querschleunigung von  $4 \text{ m/s}^2$ . Vorder- und Hinterachse des Fahrzeugs werden jeweils auf ein Rad reduziert, Wank- Hub- und Nickbewegungen werden vernachlässigt.

In den Veröffentlichungen zum EUCLIDE-Projekt wird die Anwendung des „Constant Turn Rate“- ,CTR-Bewegungsmodells für die Modellierung der Fahrzeugdynamik vorgeschlagen [71], [69]. Dieses Modell basiert auf einer Koppelung der longitudinalen und lateralen Fahrzeugbewegung über die Gierrate. Weiterhin gilt – wie auch beim linearen Einspurmodell – die Annahme, dass eine Beschleunigung des Fahrzeugs nur in Fahrzeugquerrichtung stattfindet. Im Rahmen dieses Unterkapitels werden diese beiden Modelle auf Basis von Vergleichsmessungen hinsichtlich ihrer Eignung zur Filterung der Fahrzeugbewegung untersucht.

## 5.2.1 Lineares Einspurmodell

Die Bewegungsgleichungen des linearen Einspurmodells lassen sich bei Verwendung der in Tabelle 5.1 angegebenen Variablen und Parameter nach den Gleichungen 5.9 und 5.10 zusammenfassen.

$$\dot{\beta} = \beta \cdot \left( -\frac{c_{sv} + c_{sh}}{m \cdot v} \right) + \dot{\psi} \cdot \left( \frac{-m \cdot v^2 - l_v \cdot c_{sv} + l_h \cdot c_{sh}}{m \cdot v^2} \right) + \delta \cdot \left( \frac{c_{sv}}{m \cdot v} \right) \quad (5.9)$$

$$\ddot{\psi} = \beta \cdot \left( \frac{l_h \cdot c_{sh} - l_v \cdot c_{sv}}{\Theta} \right) + \dot{\psi} \cdot \left( \frac{-l_h^2 \cdot c_{sh} - l_v^2 \cdot c_{sv}}{\Theta \cdot v} \right) + \delta \cdot \left( \frac{l_v \cdot c_{sv}}{\Theta} \right) \quad (5.10)$$

Zur Bestimmung des longitudinalen Fahrzustands werden die Fahrzeuggeschwindigkeit ( $v$ ) und die Beschleunigung ( $\dot{v}$ ) benötigt. Die Krümmung der aktuell gefahrenen Bahnkurve, die

Variable	Beschreibung	Einheit
$v$	Geschwindigkeit im Schwerpunkt in Längsrichtung	m/s
$\dot{v}$	Beschleunigung im Schwerpunkt in Längsrichtung	m/s <sup>2</sup>
$\psi$	Gierwinkel	rad
$\dot{\psi}$	Gierrate	rad/s
$\ddot{\psi}$	Gierratenänderung	rad/s <sup>2</sup>
$\beta$	Schwimmwinkel	rad
$\dot{\beta}$	Schwimmwinkeländerung	rad/s
$\delta$	Lenkwinkel	rad
$\dot{\delta}$	Lenkwinkeländerung	rad/s
$c_{sv}$	Schräglaufsteifigkeit Vorderachse	N/rad
$c_{sh}$	Schräglaufsteifigkeit Hinterachse	N/rad
$l_v$	Abstand Fahrzeugschwerpunkt - Vorderachse	m
$l_h$	Abstand Fahrzeugschwerpunkt - Hinterachse	m
$m$	Fahrzeugmasse	kg
$\Theta$	Massenträgheitsmoment im Schwerpunkt bzgl. Hochachse	kg·m <sup>2</sup>

Tabelle 5.1: Variablen des linearen Einspurmodells

in der Umfeldinterpretation zur Kursprädiktion benötigt wird, lässt sich aus der Gierrate  $\dot{\psi}$  und der Geschwindigkeit  $v$  ermitteln (Gleichung 5.14). Neben der Gierrate wurde auch die Gierratenänderung  $\ddot{\psi}$  als zusätzlicher Freiheitsgrad in den Zustandsvektor integriert, um möglichst nah an den Bewegungsgleichungen bei der Modellierung der Fahrzeugdynamik zu bleiben.

Die Verschiebung des fahrzeugfesten Koordinatensystems zum Tracking erfolgt auf Basis des Gierwinkels  $\psi$  und der inkrementellen Bewegung zwischen zwei Rechenzyklen des Tracking in der lateralen und longitudinalen Richtung des Koordinatensystems. Dazu werden die Gierrate  $\dot{\psi}$  und die Fahrzeuggeschwindigkeit  $v$  benötigt.

Das Einspur-Fahrzeugmodell erlaubt auch eine Schätzung des aktuellen Schwimmwinkels. Dieser kann insbesondere beim Tracking für eine zusätzliche Korrektur der Rotation des fahrzeugfesten Koordinatensystems verwendet werden und somit die Effektivität erhöhen.

Der Lenkwinkel  $\delta$  gibt, neben der Gierrate, den Richtungswunsch des Fahrers an und wurde daher, zusammen mit der Lenkwinkelgeschwindigkeit  $\dot{\delta}$ , auch in den Zustandsvektor aufgenommen.

Unter Einbeziehung der erläuterten Größen ergibt sich der Zustandsvektor  $\mathbf{x}_k$  für den Rechenzyklus  $k$  wie folgt:

$$\mathbf{x}_k = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \\ x_5 \\ x_6 \\ x_7 \\ x_8 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} v \\ \dot{v} \\ \dot{\psi} \\ \ddot{\psi} \\ \psi \\ \beta \\ \dot{\beta} \\ \delta \\ \dot{\delta} \end{pmatrix} \quad (5.11)$$

Da im Fahrzeug ein Geschwindigkeitssignal in Form von Messungen der an den Achsen verbauten Radimpulszähler sowohl von der Vorder-, als auch von der Hinterachse vorliegt,

bietet es sich an, diese Redundanz bei der Wahl der Vektoren für die Mess- und Steuergrößen zu nutzen [47].

In den Eingangsvektor für Steuergrößen fließen daher das Geschwindigkeitssignal der Hinterachse ( $v_{Hk}$ ) sowie der Lenkwinkel ( $\delta_k$ ) ein. Zur Errechnung des Lenkwinkels aus dem im Fahrzeug gemessenen Lenkradwinkel wurde auf die von [47] ermittelte Approximation mittels eines Polynoms dritten Grades zurückgegriffen.

Die Geschwindigkeitssignale an Vorder- und Hinterachse werden in Form von Radgeschwindigkeiten, die aus den Drehzahlfühlern an den Rädern abgeleitet wurden, vom Steuergerät des ESP über die Fahrzeugvernetzung geliefert. Diese Signale besitzen eine hohe Auflösung und können direkt zur Filterung verwendet werden. Bei der Verwendung des Lenkradwinkels als Steuergröße ist die Auflösung des verwendeten Lenkradwinkelsensors zu beachten. Ist die Auflösung zu grob, können größere Sprünge entstehen, die das Filterergebnis unmittelbar beeinflussen. Zur Vermeidung unerwünschter Sprünge bei der Filterung sollte der Lenkradwinkel vor seiner Verwendung, z.B. durch die Bildung eines gewichteten Mittelwerts vergangener Messsignale, geglättet werden.

Der vollständige Formalismus zur Herleitung der Vektoren und Matrizen, die im erweiterten Kalman-Filter für die Filterung der Fahrzeugbewegung verwendet werden, ist in Anhang E angegeben.

### 5.2.2 CTR-Modell

Ähnlich dem Einspurmodell erfolgt beim CTR-Modell eine Koppelung von longitudinaler und lateraler Bewegung über die Gierrate. Dazu wird die Beschleunigungsänderung  $\dot{a}$  in lateraler Bewegungsrichtung in Abhängigkeit von der Fahrzeuggeschwindigkeit und von der Gierrate formuliert [3]:

$$\dot{a} = \ddot{v} = -\dot{\psi}^2 \cdot v \quad (5.12)$$

Die Berechnung des prädizierten Zustandsvektors kommt im Gegensatz zum Einspurmodell ohne fahrzeugspezifische Parameter aus.<sup>2</sup> Ein weiterer Unterschied zum Einspurmodell ist die fehlende Einbeziehung des Lenkwinkels. Das CTR-Modell bildet somit im Vergleich zum Einspurmodell einen universelleren Ansatz, der sich leicht auf verschiedene Fahrzeugarten<sup>3</sup> anwenden lässt.

In der von [3] beschriebenen Implementierung (zitiert nach [9]) wird auf die Verwendung eines Eingangsvektors verzichtet. Sämtliche Messdaten werden über die Ausgangsmatrix der Messung in die Filterung eingespeist. Der Zustandsvektor beinhaltet die Objektposition in longitudinaler ( $x$ ) sowie in lateraler ( $y$ ) Richtung zusammen mit den entsprechenden Geschwindigkeiten und der Gierrate:

$$\mathbf{x}_k = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \\ x_5 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x \\ \dot{x} \\ y \\ \dot{y} \\ \dot{\psi} \end{pmatrix} \quad (5.13)$$

<sup>2</sup>Die Variablen  $c_{sv}$ ,  $c_{sh}$ ,  $l$ ,  $m$  und  $\Theta$  werden nicht benötigt.

<sup>3</sup>z.B. Autos, Flugzeuge, Schiffe



Die translatorische Bewegung des Fahrzeugs wird hier nicht mit einem Summenvektor (vgl. Einspurmodell), sondern über die einzelnen Geschwindigkeitskomponenten in  $x$ - und  $y$ -Richtung dargestellt. Da der Bewegungszustand des Fahrzeugs jedoch in einem mit dem Fahrzeug mitbewegten Koordinatensystem beschrieben werden soll, ist beim CTR-Modell vor dem Prädiktionsschritt eine zusätzliche Rechenoperation in Form einer Koordinatentransformation der Schätzwerte für den Zustandsvektor  $\mathbf{x}_k$  und für die Kovarianzmatrix  $\mathbf{P}_k$  erforderlich.

Für eine ausführliche Darstellung der Zustandsübergangsgleichungen sowie der Matrizen für die Berechnungen des Kalman-Filters wird auf [9] verwiesen.

### 5.2.3 Vergleich der Modelle

Zum Vergleich der Modelle wird die Abweichung zwischen den durch das Filter geschätzten und den von einem Referenzsystem gemessenen Werten analysiert. Die Aufzeichnung der Referenzdaten erfolgte mit einem DGPS auf einer kurvigen Landstraße im Geschwindigkeitsbereich 70-100 km/h.

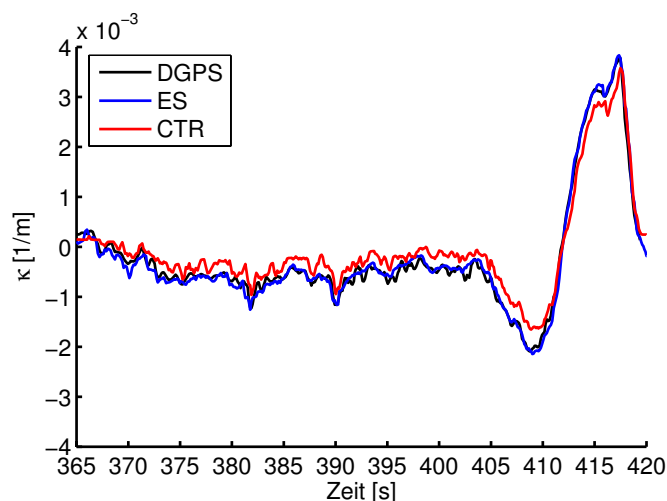


Abbildung 5.3: Vergleich Krümmungsschätzung mit DGPS

Die Auswahl der zu vergleichenden Messgrößen wurde auf Basis ihrer weiteren Verwendung im System getroffen (vgl. Kapitel 5.1). Von hoher Wichtigkeit ist demnach die Güte folgender Werte:

- Bewegung in longitudinaler Richtung ( $\Delta x = v_x \cdot \Delta t$ )
- Bewegung in lateraler Richtung ( $\Delta y = v_y \cdot \Delta t$ )
- Gierrate ( $\dot{\psi}$ )

Während die Gierrate innerhalb der Umfeldinterpretation bei der Kursprädiktion benötigt wird, sind alle drei Schätzwerte relevant für die rotatorische und translatorische Verschiebung des Koordinatensystems. Die genannten Daten lassen sich für einen Vergleich zur Krümmung  $\kappa$  der gefahrenen Trajektorie zusammenfassen:

$$\kappa = \frac{\dot{\psi}}{v} \quad (5.14)$$

Abbildung 5.3 zeigt eine Gegenüberstellung der mit dem Einspurmodell (ES) und dem CTR-Modell aus den Bewegungsgrößen geschätzten Trajektorienkrümmung mit der Krümmung, die sich aus den DGPS-Koordinaten ergibt. Hierzu wurden die Messpunkte des DGPS in ein Polynom zweiten Grades gefittet.

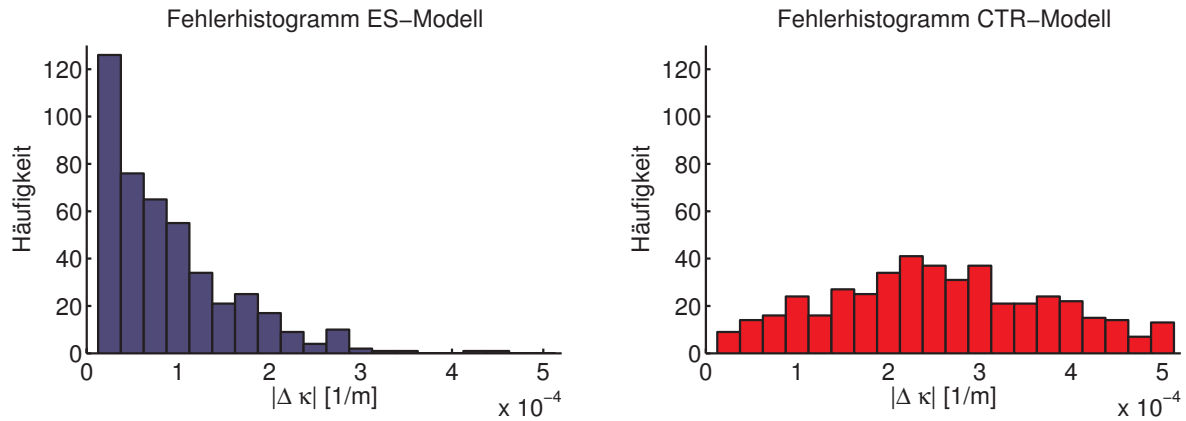


Abbildung 5.4: Histogramme für Abweichung der Krümmung vom DGPS

Die Histogramme für die betragsmäßige Abweichung zwischen tatsächlich gefahrener und geschätzter Krümmung sind in Abbildung 5.4 dargestellt. Aus den Histogrammen wird ersichtlich, dass das Einspurmodell die Fahrzeugbewegung besser wiedergibt als das CTR-Modell. Der Fehler in der Krümmungsschätzung liegt beim Einspurmodell im Median bei  $1,35 \cdot 10^{-4} \text{ m}^{-1}$ , das CTR-Modell liegt bei  $2,45 \cdot 10^{-4} \text{ m}^{-1}$ .

Der Unterschied der beiden Modelle bei der Krümmungsschätzung lässt sich auf die Schätzung der Gierrate ( $\psi$ ) zurückführen, wie Abbildung 5.5 zeigt. In diesem Diagramm ist ein Vergleich der Gierraten zwischen dem Einspurmodell, dem CTR-Modell und dem ungefilterten Signal des Gierratensensors abgebildet.

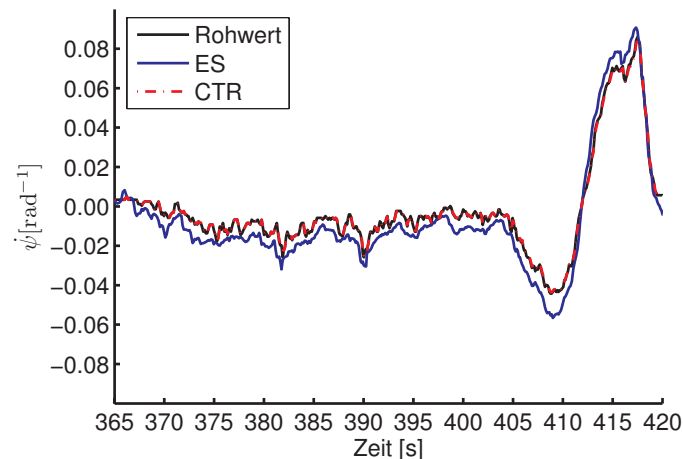


Abbildung 5.5: Vergleich Rohsignal Gierrate mit Gierratenschätzung aus Einspurmodell und Constant Turn Rate-Modell

Aus dem Signalverlauf wird deutlich, dass das CTR-Modell bei einer schwachen Filterung die vom Gierratensensor gelieferten Informationen quasi vollständig für die Schätzung der Gierrate nutzt. Im Gegensatz dazu zeigt das Einspurmodell im Vergleich zum Gierratensensor deutlichere Ausschläge der Gierratenschätzung.

Dieses Verhalten des Einspurmodells wird vor allem durch die zusätzliche Verwendung des Lenkwinkels als Steuergröße bedingt. Aus den Differentialgleichungen 5.9 und 5.10 des Einspurmodells geht hervor, dass der Lenkwinkel über die Schräglaufsteifigkeit der Vorderräder Seitenkräfte erzeugt. Diese bewirken eine zusätzliche Drehung um die Fahrzeug-Hochachse, die sich in den Signalen des Gierratensensors erst verzögert und abgeschwächt zeigt. Der Einfluss der zusätzlichen Seitenkräfte wird im CTR-Modell nach Gleichung 5.12 nicht berücksichtigt und führt zu einer schlechteren Abbildung der Querdynamik, die in einer ungenaueren Krümmungsschätzung der Fahrzeugbewegung sichtbar wird. Das Einspurmodell ist demnach für die Filterung der Fahrzeugdaten im Rahmen der Umfeldbeschreibung zu bevorzugen.

## 5.3 Objekt-Tracking

Das Objekt-Tracking dient der Filterung von Detektionen des Radarsensors. Dieser Verarbeitungsschritt der Sensordaten erfolgt mit dem Ziel, die Stabilität und die Genauigkeit der Objektdaten zu erhöhen und ist nach [64] die wichtigste Aufgabe der Umfeldbeschreibung. Da im Fahrzeugumfeld nicht nur ein Ziel, sondern mehrere Objekte verfolgt werden müssen, wird der Filterprozess auch als „Multi-Objekt-Tracking“ bezeichnet.

Die Messungen des Radarsensors liefern nur Näherungswerte für die Positionen und die Bewegungsrichtungen von Objekten. Daher kann die Objektdetektion als stochastischer Prozess betrachtet werden[9]. Über Kalman-Filter lässt sich daraus die optimale Zustandsschätzung berechnen. Die Umrechnung der Messgrößen des Radarsensors in die gefilterte Zustandsschätzung der detektierten Objekte (vgl. Abbildung 5.2) ist nichtlinear. Daher wird für das Objekttracking die erweiterte Version des Kalman-Filters verwendet, deren Berechnungsablauf im Anhang D dargestellt ist.

Für das Tracking werden die einzelnen Schritte der Kalman-Filterung durch Methoden zur Datenassoziiierung<sup>4</sup> erweitert. Ergebnis eines Durchlaufs des Tracking-Algorithmus ist eine Liste von gefilterten Sensorobjekten mit ihren kinematischen Attributen, die auch als Zustandsgrößen bezeichnet werden.

Nach [19] läuft der Algorithmus zum Multi-Objekt-Tracking entsprechend Abbildung 5.6 ab. Begonnen wird mit Objekten, die bereits in der Umfeldbeschreibung vorliegen. Deren Zustandsgrößen werden zeitlich auf den nächsten Messzeitpunkt des umfelderfassenden Sensors prädiziert (Schritt (1)).

Die folgenden Verarbeitungsschritte dienen der Assoziation der empfangenen Messdaten mit den bereits im System bekannten Objekten. Hierzu werden in Schritt (2) die prädizierten Objektattribute über ein Sensormodell in das Koordinatensystem des Sensors und in von diesem messbare Merkmale (vgl. Abbildung 5.2) umgerechnet. Die Assoziation (Schritt (3)) erfolgt dann über „Fangfenster“ (Wertebereiche), die um einen prädizierten Objektzustand herum aufgespannt werden. Befinden sich eine oder mehrere Messungen hinreichend genau innerhalb eines solchen Bereichs, so sind sie mit dem entsprechenden Track zu assoziieren. Derartige Bereiche innerhalb des Zustandsraums, die zur Datenassoziation verwendet werden, nennt man „Gating“-Fenster.

Aus jedem Track und den mit ihm assoziierten Messdaten werden im Filterschritt (4) aktualisierte Zustandsgrößen berechnet, die der Umfeldbeschreibung über eine Trackliste

---

<sup>4</sup>Zuordnung von gefilterten Objektdaten und neuen Detektionen

zur Verfügung gestellt werden. Die Aktualisierung der Trackliste erfolgt innerhalb des Objektmanagements, indem neue Tracks für Messungen, die nicht mit vorhandenen Tracks assoziiert wurden, initialisiert werden und solche Tracks, die über längere Zeit mit keiner Messung assoziiert wurden, gelöscht werden (Schritt (5)). In der Regel wird innerhalb des Objektmanagements für jeden Track eine Existenzwahrscheinlichkeit berechnet, die ein Maß für die Sicherheit darstellt, dass sich an der gefilterten Position tatsächlich ein Objekt befindet. Bei zu geringer Existenzwahrscheinlichkeit wird der entsprechende Track wieder gelöscht.

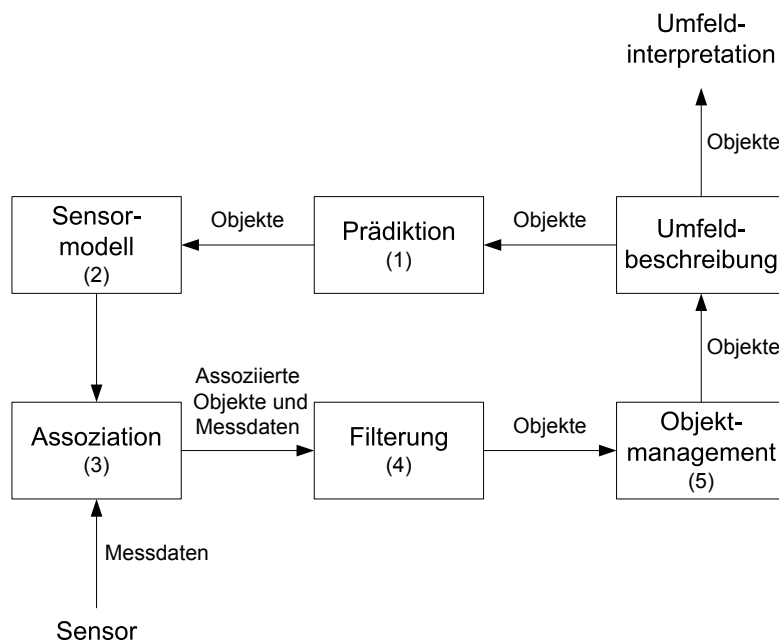


Abbildung 5.6: Schema des Multi-Objekt-Tracking [19]

Aus der Literatur sind verschiedene Ansätze für das Multi-Objekt-Tracking bekannt, die sich in ihren Methoden zur Assoziation und zum Objektmanagement sowie in der Anzahl der verwendeten Kalman-Filter unterscheiden. Die unterschiedlichen Methoden bedingen auch eine unterschiedlich hohe Komplexität der notwendigen Berechnungen und damit verschieden hohe Anforderungen an die erforderliche Rechenleistung.

Teilt man die nach [9] bekannten Ansätze nach ihrer Komplexität ein, so lassen sich nach Tabelle 5.2 drei Gruppen bilden. Eine detaillierte Beschreibung aller drei Ansätze ist im Anhang F angegeben. Um festzustellen, welcher der Ansätze die Aufgaben des Objekt-Trackings für das warnende Nachtsichtsystem optimal erfüllt, werden die entsprechenden Algorithmen im Folgenden anhand der Anforderungen an die Umfeldbeschreibung verglichen.

Die relevanten Anforderungen lassen sich, abgeleitet aus Tabelle 4.4, folgendermaßen zusammenfassen:

- Zuweisung einer konstanten Objekt-ID über die gesamte Messdauer eines Objekts
- Schneller Anstieg der Existenzwahrscheinlichkeit bei sicher gemessenen Objekten
- Schnelle Reduktion der Existenzwahrscheinlichkeit bei unsicher gemessenen Objekten
- Hohe Präzision bei der Bestimmung kinematischer Objektattribute

Bezeichnung	Kurzbeschreibung	Komplexität
GNN	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Datenassoziation beruht auf dem Prinzip „Global Nearest Neighbour“, d.h., diejenige Detektion, die einem bestehenden Track am nächsten liegt und sich noch innerhalb des Gating-Fensters befindet, wird zur Filterung des Tracks verwendet,</li> <li>• Auswahl der Detektion für die Filterung erfolgt mit heuristischen Methoden,</li> <li>• Jeder Track wird zur Filterung mit maximal einer Detektion fusioniert,</li> <li>• Berechnung der Existenzwahrscheinlichkeit auf Basis der Anzahl erfolgreicher Datenassoziationen für einen Track</li> </ul>	niedrig
JPDA	<ul style="list-style-type: none"> <li>• „Joint Probabilistic Data Association“, bei der Wahrscheinlichkeiten für die Zuordnung von Detektionen und Tracks miteinander verrechnet werden,</li> <li>• Wahrscheinlichkeiten basieren auf Varianzen der Tracks und des Messprozesses,</li> <li>• Mehrere Detektionen, die zu einem Objekt gehören<sup>a</sup>, können zur Filterung desselben Tracks verwendet werden</li> <li>• Berechnung der Existenzwahrscheinlichkeit basiert auf Modellierung des Detektionsprozesses im Sensor als zweistufige Markov-Kette</li> </ul>	mittel
JPDA-IMM	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Kombination des JPDA-Ansatzes zur Datenassoziation mit mehreren Kalman-Filtern, die als „Interacting Multiple Model“ (interagierendes multiples Modell) arbeiten und für einen Track parallel berechnet werden,</li> <li>• Anhand einer statistischen Auswertung der Varianzen wird jeweils dasjenige Kalman-Filter (oder eine Kombination mehrerer Kalman-Filter) verwendet, das die Objektbewegung am Besten beschreibt,</li> <li>• Durch eine Mischung der Filter untereinander (Interaktion) werden alle Kalman-Filter eines Tracks laufend anhand des ausgewählten Filters aktualisiert</li> </ul>	hoch

Tabelle 5.2: Einteilung von Algorithmen zum Multi-Objekt-Tracking

<sup>a</sup> z.B. Reflektionen von verschiedenen Objektkanten

Die ersten drei Anforderungen betreffen den Bereich Datenassoziation und Objektmanagement, die letzte Anforderung die Prädiktion und die Filterung der Daten.

Um quantitative Aussagen zum Erfüllungsgrad einer bestimmten Anforderung durch einen Algorithmus zu treffen, werden das Assoziations- und Filterergebnis, d.h., der Verlauf der Existenzwahrscheinlichkeit und der kinematischen Objektattribute, basierend auf Sensordaten, die in die Algorithmen eingespeist werden, analysiert. Die Abweichung der gefilterten Daten von der tatsächlichen Umfeldsituation, der „Ground Truth“, in Form von Objektpositionen und -bewegungsrichtungen ist dann ein Maß für die Erfüllung der entsprechenden Anforderung.

Die Komplexität möglicher Objektkonstellationen macht es quasi unmöglich, die Ground Truth für eine größere Anzahl von stehenden Objekten in der Realität bei bewegtem Fahrzeug aufzuzeichnen. Daher bietet sich – insbesondere für die Analyse der Präzision der Schätzung kinematischer Objektattribute – die Simulation mit einem kalibrierten Sensormodell an [6]. Dementsprechend wurden für den Vergleich der Algorithmen zum Multi-Objekt-Tracking neben realen Messdaten des Versuchsfahrzeugs auch simulierte Daten des in Kapitel 3.1.1 dargestellten Sensormodells verwendet.

### 5.3.1 Datenassoziation und Objektmanagement

Zum Vergleich der Datenassoziation des GNN-, des JPDA- und des JPDA-IMM-Algorithmus wurde mit allen drei Ansätzen eine simulierte Folgefahrt durchgerechnet. Das vorausfahrende Objekt befindet sich in einer Entfernung von etwa 112 m vor dem eigenen Fahrzeug, die Geschwindigkeit beider Fahrzeuge beträgt 27 m/s. Im Verlauf der Folgefahrt erzeugt das Sensormodell als Reaktion auf eine simulierte Fluktuation des *RCS* eine Ortung mit einer hohen lateralen Abweichung im Vergleich zu den übrigen Messungen des vorausfahrenden Fahrzeugs.

Die beiden Abbildungen 5.7 und 5.8 zeigen die unterschiedliche Reaktion der beiden Assoziationsansätze GNN und JPDA. Hierzu ist jeweils im oberen Teil der Abbildungen der zeitliche Verlauf der lateralen Position der Tracks (magenta und grüne Rauten) und Detektionen (schwarze Sterne) dargestellt, die aus dem Original-Objekt (blaue Kreise) der Fahrsimulation gebildet werden. Die schwarzen Verbindungslinien zwischen den Detektionen und den Tracks zeigen an, mit welchem Track die entsprechende Ortung zu dem jeweiligen Zeitpunkt assoziiert wurde. Im unteren Teil der Abbildungen ist der Verlauf der im Objektmanagement berechneten Existenzwahrscheinlichkeit für die dargestellten Tracks angegeben.

Der durch das Sensormodell erzeugte Ausreißer zum Zeitpunkt 770,66 s führt beim GNN-Ansatz zur Initialisierung eines neuen Tracks (Track 2, grüne Raute), da die Detektion außerhalb des Gating-Fensters liegt. Der GNN-Ansatz assoziiert im weiteren Verlauf der Szene die Detektionen mehrheitlich mit dem neuen Track, wodurch die Existenzwahrscheinlichkeit des alten Tracks 1 soweit abgebaut wird, dass dieser schließlich zum Zeitpunkt 771,76 s vom Objektmanagement aus der Objektliste gelöscht wird.

Dadurch verletzt der GNN-Ansatz eine wesentliche Anforderung des HMI, nämlich die Zuweisung einer konstanten Objekt-ID über die gesamte Messdauer eines Objekts. Da die HMI-Logik Objekte, die einmal zur Anzeige ausgewählt wurden, bis zum Verlassen der prädizierten Fahrspur oder bis zum Löschen aus der Objektliste festhält (vgl. Kapitel 4.2), würde in diesem Fall der Grauwert zunächst entsprechend der Existenzwahrscheinlichkeit

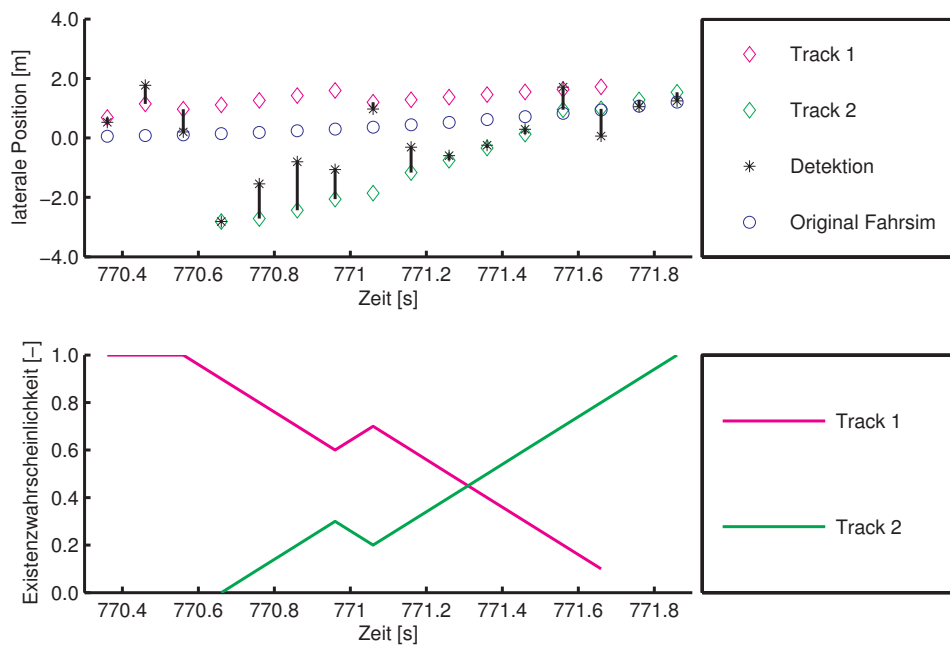


Abbildung 5.7: GNN-Tracking bei hoher Varianz der lateralen Positionsbestimmung des Sensors

von Track 1 verringert und erst mit dem Löschen von Track 1 und dem Übergang auf Track 2 wieder erhöht werden.

Die Ursache für das beschriebene Verhalten des GNN-Ansatzes liegt darin, dass jede Ortung nur einmal mit einem Track assoziiert werden kann und dass die assoziierte Ortung – solange sie innerhalb des Gating-Fensters liegt – vollständig zur Filterung des Tracks beiträgt. Dies führt dazu, dass nach der Initialisierung von Track 2 der ursprüngliche Track 1 aufgrund der fehlenden Aktualisierung mit einer Ortung von der tatsächlichen Objektposition (blaue Kreise) abdriftet, während Track 2 durch die assoziierten Messungen zur tatsächlichen Objektposition „hingezogen“ wird (vgl. Abbildung 5.7).

Die Entscheidung, mit welchem Track die Ortung assoziiert werden soll, wird beim GNN-Algorithmus auf Basis einer gewichteten Summe der Abweichung der kinematischen Attribute zwischen Track und Ortung gefällt (vgl. Anhang F.1.4 und Gleichung F.12). Stehen mehrere Tracks zur Assoziation mit einer Ortung zur Auswahl, gewinnt das Track-Ortungs-Paar mit der kleinsten gewichteten Summe. Dies führt bei der in Abbildung 5.7 dargestellten Szene dazu, dass Track 2 zum Zeitpunkt 771,56 s sogar trotz einer höheren lateralen Abweichung als Track 1 noch mit der Ortung assoziiert wird, da die Abweichungen hinsichtlich Position und Geschwindigkeit in longitudinaler Richtung für Track 2 geringer sind.

Der JPDA-Ansatz reagiert wesentlich intelligenter auf die Störung des Tracks 1. Zwar wird auch in Abbildung 5.8 zum Zeitpunkt 770,66 s ein neuer Track initialisiert (Track 2, grüne Raute), allerdings erfolgt in den folgenden Zeitschritten eine Assoziation der Sensordetektion nicht nur mit dem neuen Track 2, sondern auch mit dem alten Track 1. Wie der untere Teil von Abbildung 5.8 zeigt, wird somit ein zu starker Einbruch der Existenzwahrscheinlichkeit von Track 1 durch die Störung vermieden. Während der Lebensdauer von Track 2 werden die Detektionen zunehmend wieder Track 1 zugeschlagen, wodurch

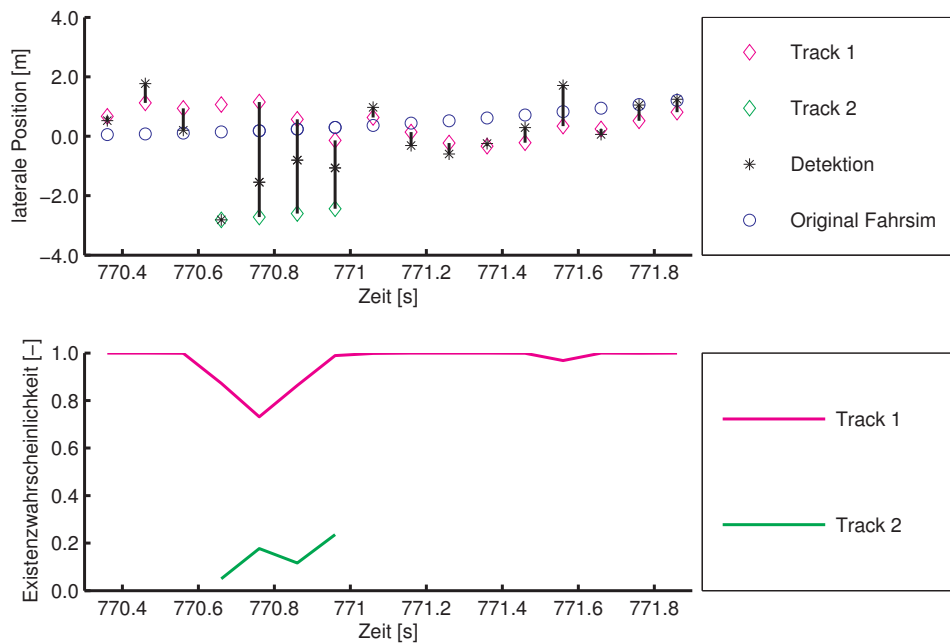


Abbildung 5.8: JPDA-Tracking bei hoher Varianz der lateralen Positionsbestimmung des Sensors

ein rascher Abbau der Existenzwahrscheinlichkeit von Track 2 erfolgt. Weitere Details zu den tatsächlichen Assoziationswahrscheinlichkeiten und den algorithmischen Vorgängen bei dieser Datenassoziation sind in Anhang G dargestellt.

Die Existenzwahrscheinlichkeit von Track 2 erreicht einen Maximalwert von 0,24, bevor der Track nach 0,4 s vom Objektmanagement wieder gelöscht wird. Damit ergibt sich auch hinsichtlich der Anforderung, eine schnelle Reduktion der Existenzwahrscheinlichkeit bei unsicher gemessenen Objekten darzustellen, ein Vorteil für die JPDA-Methode. Die Ergebnisse für den JPDA-IMM-Algorithmus weichen hinsichtlich der Datenassoziation und Berechnung der Existenzwahrscheinlichkeit nur geringfügig von denen des JPDA-Algorithmus ab. Daher wird auf eine detaillierte Diskussion an dieser Stelle verzichtet.

Eine Statistik der „Lebensdauer“ von Tracks<sup>5</sup> mit einer bestimmten Existenzwahrscheinlichkeit dient einer zusätzlichen Analyse der Assoziationsmethoden von GNN- und JPDA-Tracking. Dieser Vergleich überprüft den Erfüllungsgrad der Anforderung „Schneller Anstieg der Existenzwahrscheinlichkeit bei sicher gemessenen Objekten“, indem die Häufigkeit und die Dauer verglichen werden, mit denen Tracks einen Schwellenwert der Existenzwahrscheinlichkeit überschreiten. Die Anforderung ist umso besser erfüllt, je häufiger Tracks für eine längere Zeitdauer eine hohe Existenzwahrscheinlichkeit aufweisen, da die entsprechenden Objekte dann vom System häufiger und früher bestätigt werden. Als Basis für die Untersuchung dienen reale Messdaten von Autobahnen und Landstraßen mit stehenden Randobjekten sowie vorausfahrenden und entgegenkommenden Fahrzeugen.

In Abbildung 5.9 sind für den GNN- und den JPDA-Ansatz Histogramme der Zeitdauern dargestellt, mit der sich die von den Algorithmen erzeugten Tracks in einem Bereich der Existenzwahrscheinlichkeit  $P_T$  von  $\geq 0,75$  befanden. Deutlich zu erkennen ist der Vorteil

<sup>5</sup>Lebensdauer eines Tracks: Zeitspanne, innerhalb derer die Existenzwahrscheinlichkeit einen Mindestwert überschreitet.



des JPDA-Ansatzes gegenüber dem GNN-Ansatz. Bei einer Lebensdauer eines Tracks von über 1 s ist davon auszugehen, dass das betreffende Objekt tatsächlich existiert. Dennoch liegt die Anzahl für Existenzwahrscheinlichkeiten  $\geq 0,75$  für den GNN-Ansatz bei knapp einem Drittel der Häufigkeiten beim JPDA-Tracking. GNN erzeugt beispielsweise 31 Tracks, die für die Dauer von 1,1–1,3 s eine Existenzwahrscheinlichkeit  $P_T \geq 0,75$  besitzen. Für JPDA liegt die Anzahl an Tracks der entsprechenden Dauer und Existenzwahrscheinlichkeit bei 97.

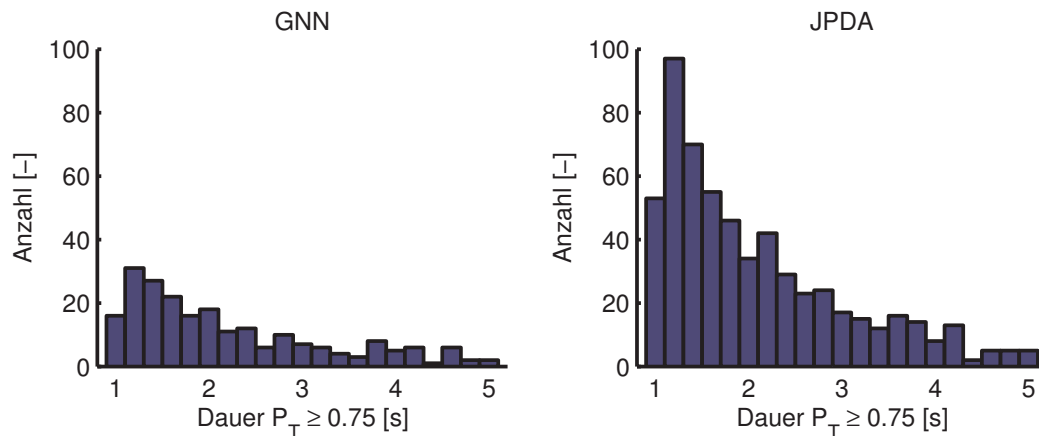


Abbildung 5.9: Häufigkeitsverteilung der Lebensdauer von Tracks mit einer Existenzwahrscheinlichkeit  $P_T \geq 0,75$  bei GNN- und JPDA-Assoziation

Das JPDA-Tracking verarbeitet die Sensordaten also wesentlich effektiver und erfüllt die Forderung nach einem schnellen Anstieg der Existenzwahrscheinlichkeit besser als das GNN-Tracking. Dies ist einerseits darauf zurückzuführen, dass es beim GNN-Ansatz durch das Hochzählen erfolgreicher Datenassoziationen länger dauert, bis entsprechende Werte für  $P_T$  erreicht sind und liegt andererseits an der höheren Empfindlichkeit der Existenzwahrscheinlichkeit für Messaussetzer.

Die Ergebnisse der Untersuchungen zur Datenassoziation und zum Objektmanagement zeigen einen deutlichen Vorteil der JPDA-Methode gegenüber dem GNN-Ansatz. Während das JPDA-Tracking die Anforderungen an die Umfeldbeschreibung vollständig erfüllt, offenbart der GNN-Ansatz eine Reihe von Schwächen, die zwar eine Verwendung für die Umfeldbeschreibung nicht ausschließen, sich jedoch negativ auf die erzielbare Qualität des Trackings auswirken.

### 5.3.2 Prädiktion und Filterung der Daten

Die folgende Analyse bezieht sich auf die Anforderung nach einer hohen Präzision bei der Bestimmung kinematischer Objektattribute und ist auf die Qualität der Filterung der lateralen Track-Position ausgerichtet. Die Untersuchung dieser Daten ist für die Systementwicklung wichtig, da der Radarsensor aufgrund des verwendeten Messprinzips eine größere Abweichung bei der Bestimmung der lateralen Position als bei der Messung der Entfernung oder der Relativgeschwindigkeit besitzt (vgl. Kapitel 1.1.1). Bei unzureichender Filterung der lateralen Objektposition besteht die Gefahr, dass relevante Tracks (z.B. vorausfahrende Fahrzeuge) aus dem Fahrbahnbereich, der zur HMI-Darstellung verwendet wird, herauswandern. Umgekehrt könnten Randobjekte fälschlicherweise in den relevanten Bereich hineinwandern und so Fehlwarnungen auslösen.

Im Folgenden wird die Filterung auf Basis eines einzelnen Kalman-Filters (JPDA) mit dem IMM-Ansatz (JPDA-IMM) bei Verwendung der JPDA-Methode zur Datenassoziation verglichen.

Das JPDA-Kalman-Filter arbeitet mit einem Zustandsraummodell nach Singer<sup>6</sup> [79], das IMM-Filter kombiniert den Singer-Ansatz mit dem Constant Turn Rate-Modell. Während das Singer-Modell das verfolgte Objekt physikalisch als Massepunkt betrachtet, der sich in  $x$ - und  $y$ -Richtung frei bewegen kann (vgl. Anhang F.1.1), erfolgt beim CTR-Modell eine Kopplung von longitudinaler und lateraler Bewegung über die Gierrate des Objekts.

Durch die Kombination der beiden Modelle im IMM-Filter, lässt sich die Physik eines vorausfahrenden Objekts besser abbilden, ohne die Vorteile eines Singer-Filters bei der Verfolgung quer bewegter oder stehender Objekte zu verlieren. Vorausfahrende Fahrzeuge verhalten sich – insbesondere bei Kurvenfahrt – nicht wie Massepunkte, sondern bewegen sich auf Kreisbahnen. Diese Form der Bewegung lässt sich besser durch das CTR-Modell abbilden. Nähere Informationen zur Arbeitsweise der verwendeten Zustandsraummodelle sind in Anhang F angegeben.

Zum Vergleich der Algorithmen wurde eine längere Folgefahrt auf einer kurvigen Landstraße simuliert. Während der Fahrt verzögert und beschleunigt das vorausfahrende Fahrzeug mehrmals. In Abbildung 5.10 ist ein Ausschnitt aus der simulierten Szene abgebildet. Im oberen Teil der Abbildung ist der Verlauf der Track-Entfernung des vorausfahrenden Fahrzeugs zu sehen. Das mittlere Diagramm stellt den zeitlichen Verlauf der lateralen Positionen des simulierten Fahrzeugs, der vom Sensormodell erzeugten Detektion sowie der vom IMM-Filter berechneten lateralen Track-Position dar. Der untere Teil von Abbildung 5.10 zeigt die Modellwahrscheinlichkeiten des IMM-Filters für die Zustandsraummodelle des Singer-Filters,  $\mu_S$ , und des Constant Turn Rate-Modells,  $\mu_{CTR}$ . Die Modellwahrscheinlichkeiten geben an, wie stark das jeweilige Modell zur Berechnung des Filterergebnisses gewichtet wird.

Zum Zeitpunkt 740 s beschleunigt das vorausfahrende Fahrzeug in eine Rechtskurve hinein. Mit zunehmender Entfernung steigt die Varianz der lateralen Position der Sensordetektionen an, wie im mittleren Diagramm in Abbildung 5.10 zu sehen ist. Der IMM-Algorithmus erkennt, dass das beobachtete Objekt ein Manöver ausführt und gewichtet automatisch das CTR-Filter höher, dies wird deutlich am Anstieg von  $\mu_{CTR}$  im unteren Teil von Abbildung 5.10. Dementsprechend fällt die Wahrscheinlichkeit des Singer-Filters  $\mu_S$  im gleichen Zeitraum ab. Auf diese Weise wird der Vorteil des CTR-Modells bei der Filterung von Kurvenfahrten optimal genutzt. Nach Beendigung des Manövers zum Zeitpunkt 753 s wird im IMM-Algorithmus wieder das Singer-Modell verwendet.<sup>7</sup>

Das dargestellte Verhalten ergibt sich durch die Rückkopplung der Abweichung zwischen gemessener und aus der Filterung angenommener Objektposition und -bewegung in den IMM-Filterprozess. Das Filtermodell, welches die Objektdynamik am Besten wiedergibt, erzielt im statistischen Mittel die geringste Abweichung und als Folge die höchste Modellwahrscheinlichkeit.

Für stehende Objekte kann standardmäßig das Singer-Modell mit einer (durch Wahl einer niedrigen Varianz) eingeschränkten Bewegungsfreiheit in  $y$ -Richtung verwendet werden, so dass ein Hereinwandern von Randobjekten in den für das HMI relevanten Fahrbahnbereich vermieden wird.

<sup>6</sup>Das Zustandsraummodell ist nach seinem Entwickler, R.A. Singer, benannt.

<sup>7</sup>Die nach dem Zeitpunkt 753 s weiterhin erkennbare Änderung der lateralen Position des Tracks wird durch die Einfahrt des eigenen Fahrzeugs in die Rechtskurve erzeugt.

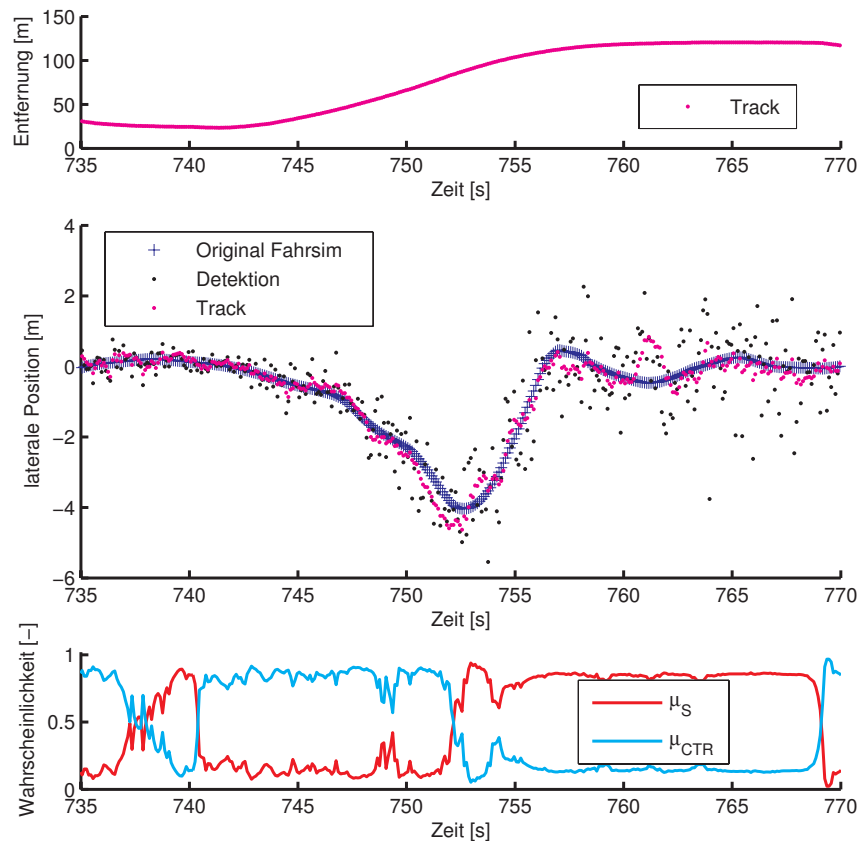


Abbildung 5.10: JPDA-IMM-Tracking bei Folgefahrt, oben: Trackpositionen in  $x$ -Richtung, mitte: Trackpositionen in  $y$ -Richtung im Vergleich zu Detektion und Objekt aus der Fahrsimulation, unten: IMM-Wahrscheinlichkeiten für Singer- und Constant Turn Rate-Modell

Die über einen längeren Zeitraum durch die IMM-Filterung erzielbare Qualitätsverbesserung bei der Berechnung der lateralen Trackposition ist anhand des beschriebenen Folgefahrszenarios in Abbildung 5.11 dargestellt. Die beiden Diagramme zeigen für den JPDA- und den JPDA-IMM-Ansatz Histogramme der Anzahl von Rechenzyklen bezogen auf die laterale Abweichung zwischen der Position des Tracks,  $y_{Track}$ , und der unverrauschten Position des simulierten Objekts,  $y_{Fahrsim}$ . Zusätzlich wurden die sich aus den Abweichungen ergebenden Varianzen als Zahlenwerte angegeben.

Durch die Ergänzung der JPDA-Assoziation mit der IMM-Filterung lässt sich entsprechend Abbildung 5.11 eine Reduktion der Varianz der lateralen Abweichung um 38 % erzielen. Legt man nach [24] eine Fahrbahnbreite von 3 m für Landstraßen zu grunde, so kann eine maximale laterale Abweichung zwischen gefilterter und tatsächlicher Objektposition von  $\pm 1,5$  m toleriert werden. Obwohl der JPDA-Ansatz mit nur einem Kalman-Filter diese Grenze in wenigen Fällen überschreitet, liegen beide Algorithmen deutlich innerhalb der Toleranzgrenze. Der höhere Rechenaufwand der JPDA-IMM-Filterung im Vergleich zur JPDA-Filterung führt also zu keiner signifikanten Verbesserung des Ergebnisses, weshalb der JPDA-Ansatz für das warnende Nachtsichtsystem zu bevorzugen ist.

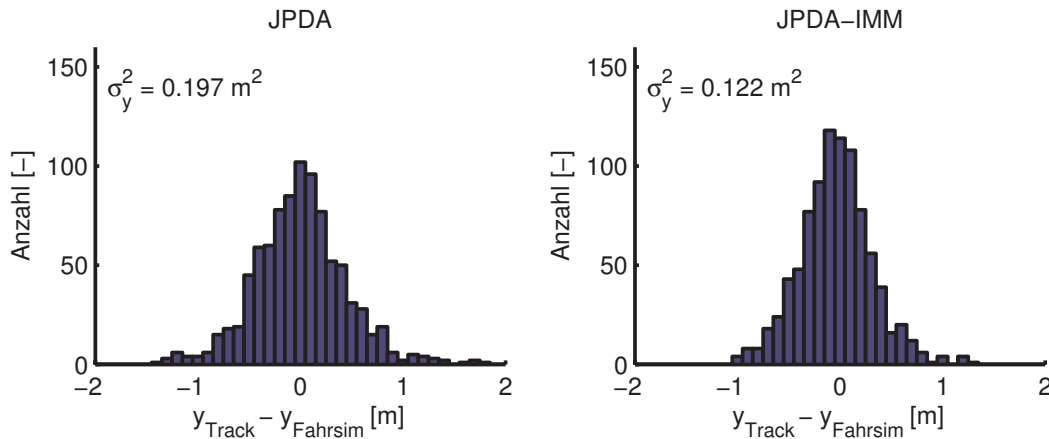


Abbildung 5.11: Häufigkeitsverteilung der lateralen Abweichung zwischen Track und Objekt aus der Fahrsimulation bei JPDA- und JPDA-IMM-Filterung

## 5.4 Zusammenfassung

In diesem Kapitel wurde ein Vergleich verschieden komplexer algorithmischer Ansätze für das Multi-Objekt-Tracking anhand von simulierten und realen Messdaten durchgeführt. Als Basis für den Vergleich dienten die aus der HMI-Entwicklung abgeleiteten Anforderungen an die Umfeldbeschreibung. Die verglichenen Algorithmen unterscheiden sich sowohl im Bereich der Datenassoziation wie auch bei der Filterung des Bewegungszustands der verfolgten Objekte. Den geringsten Rechenaufwand erfordert die Datenassoziation nach dem Global Nearest Neighbor Prinzip (GNN), bei der ein bestehender Track immer nur mit einer Messung fusioniert und zur Filterung ein einzelnes Kalman-Filter verwendet wird. Eine Erweiterung im Bereich der Zuordnung von Messungen zu bestehenden Tracks stellt die JPDA-Methode dar (Joint Probabilistic Data Association). Dieser Algorithmus erlaubt es, mehrere Messungen, die Reflektionen von unterschiedlichen Kanten eines Objekts darstellen können, über Methoden der Wahrscheinlichkeitsrechnung mit einem Track zu fusionieren. Zusätzlich kann die JPDA-Datenassoziation mit der Objektfilterung nach dem Interacting Multiple Model (IMM) kombiniert werden, bei dem mehrere verschiedene Kalman-Filter parallel Zustandsschätzungen berechnen, aus denen dann anhand von statistischen Auswertungen das beste Filterergebnis ausgewählt wird.

Bezogen auf die Anforderungen an das Objekttracking lässt sich resümieren, dass die JPDA-Methode dem einfacheren GNN-Ansatz bei der Assoziation zweideutiger Sensorobjekt-Track-Konstellationen überlegen ist. Ein deutlicher Vorteil des JPDA-Ansatzes zeigt sich auch beim schnellen Auf- und Abbau der Existenzwahrscheinlichkeit. Damit werden durch den JPDA-Ansatz wesentliche Anforderungen aus HMI-Sicht besser erfüllt als durch das GNN-Tracking. Die IMM-Erweiterung der JPDA-Methode zeigt erkennbare Vorteile bei der Filterqualität. Allerdings erscheint der höhere Rechenaufwand vor dem Hintergrund der erzielbaren Verbesserung des lateralen Tracking-Ergebnisses für die Anwendung im Rahmen des warnenden Nachtsichtsystems nicht gerechtfertigt.

# Kapitel 6

## Entwicklung der Umfeldinterpretation

Die im Rahmen der HMI-Entwicklung zusammengestellte Schnittstellendefinition zur Informationsplattform nach Tabelle 4.3 beinhaltet zwei Informationen, die von der Umfeldinterpretation geliefert werden müssen:

- Spurplausibilität für jedes Objekt, bezogen auf die Fahrspur des eigenen Fahrzeugs und
- Kursprädiktion des eigenen Fahrzeugs.

Da es naheliegend ist, die Berechnung der Spurplausibilität anhand der Kursprädiktion durchzuführen, stellen die Eingangsdaten zur Spurplausibilisierung zusätzliche Anforderungen an die Berechnung der Kursprädiktion dar. Die folgenden Erläuterungen zur Umfeldinterpretation folgen jedoch nicht einer Ableitung der Kursprädiktion anhand der Anforderungen der Spurplausibilisierung, sondern den Abläufen in der Signalverarbeitungskette, d.h., ausgehend von der Verarbeitung der Sensordaten zur Detektion des Fahrbahnverlaufs über die Mischung der einzelnen Informationen für eine Schätzung des zukünftigen Fahrzeugkurses bis zur Berechnung der Spurplausibilität. Bezogen auf die in Kapitel 1.2 beschriebene Entwicklungsmethodik stellt diese Vorgehensweise einen Wechsel von Top-Down (entsprechend den Anforderungen) nach Bottom-Up (auf Basis der vorhandenen Informationen) dar und bietet sich aufgrund der bereits feststehenden Sensorkonfiguration an.

### 6.1 Kursprädiktion

Der Verlauf von Straßen setzt sich normalerweise aus Klothoidenabschnitten zusammen [24]. Für die Beschreibung des zukünftigen Fahrbahnverlaufs wird bei Fahrerassistenzsystemen gewöhnlich auf ein Polynom höheren Grades zurückgegriffen, mit dem der Verlauf der Klothoiden bis auf einen geringen Fehler angenähert wird, vgl. [18], [39] und [69]. Der generelle Ansatz zur Approximation mit einem Polynom dritter Ordnung ist, bezogen auf das fahrzeugfeste Koordinatensystem aus Abbildung 5.1, in Gleichung 6.1 wiedergegeben. Die Variable  $y_{course}$  gibt den zentralen Verlauf der Kursprädiktion an,  $y_0$  ist zur Berücksichtigung eines Fahrzeugquerversatzes relativ zur Fahrspur vorgesehen.

$$y_{course}(x) = y_0 + c_0 \cdot x + \frac{1}{2} \cdot c_1 \cdot x^2 + \frac{1}{6} \cdot c_2 \cdot x^3 \quad (6.1)$$

Mit:

$y_{course}$  :  $y$ -Position der Kursprädiktion im Abstand  $x$

$y_0$  :  $y$ -Ablage im Abstand  $x = 0$  (Querversatz innerhalb der Fahrspur)

$c_0, c_1, c_2$  : Koeffizienten der Polynomapproximation

Im Rahmen dieser Arbeit sollen die folgenden Quellen zur Kursprädiktion miteinander fusioniert werden:

- die Spurdetektion des Videosensors,
- eine Spurverlaufsschätzung aus den Trajektorien bewegter Objekte, TFE („Traffic Flow Estimation“),
- eine Kursprädiktion aus den Positionen stehender Randobjekte, RBE („Road Border Estimation“) und
- die aus der Gierrate des eigenen Fahrzeugs berechnete Kurskrümmung.

Die Nutzung digitaler Karten zur Stützung der Kursprädiktion wurde bereits in einer Reihe von Publikationen untersucht (vgl. [39], [80], [46]). Die Ergebnisse zeigen übereinstimmend, dass die Nutzung dieser Daten ein für zukünftige Anwendungen vielversprechender Ansatz ist. Allerdings reicht die Genauigkeit der aktuell auf dem Markt befindlichen Karten oftmals für eine zuverlässige Kursprädiktion, die in der Lage ist, relevante Hindernisse von Randobjekten zu unterscheiden, nicht aus. Daher wurde im Rahmen dieser Arbeit auf die Einbindung einer digitalen Karte verzichtet.

Das Funktionsprinzip der videobasierten Spurdetektion und die Qualität der vom Videosensor gelieferten Linieninformationen wurden bereits in Kapitel 3.1.2 ausführlich diskutiert. An dieser Stelle soll daher lediglich darauf hingewiesen werden, dass die videobasierte Spurdetektion zusammen mit der Beschreibung detektierter Markierungen auch eine Reihe von Qualitätsmerkmalen ausgibt. Hierzu zählt eine Existenzwahrscheinlichkeit der entsprechenden Linie und eine Plausibilisierung, ob die Linie der eigenen Fahrspur zuzuordnen ist. Die Qualitätsmerkmale beruhen auf Abweichungen zwischen den gespeicherten Fahrbahnmodellen und der detektierten Spur. Außerdem werden Linien mit einer hohen Varianz der Position der Messpunkte mit einer niedrigeren Qualität versehen. Zur Mischung mit den anderen Datenquellen für die Kursprädiktion wird immer die Linie mit der höchsten Qualität ausgewählt.

### 6.1.1 Spurverlaufsvorhersage anhand bewegter Objekte

Berechnungsmethoden zur Bestimmung des zukünftigen Fahrbahnverlaufs aus den Trajektorien bewegter Objekte (TFE) werden in [85] für einen rein krümmungsbasierten Ansatz und in [69] für ein Polynom dritten Grades dargestellt. Im Rahmen dieser Arbeit wurde auf die bekannten Ergebnisse aufgebaut und eine an [85] angelehnte Methode implementiert, bei der für jedes erfasste Fahrzeug eine eigene Trajektorie und daraus eine entsprechende Kursprädiktion berechnet wird. Die Trajektorien mehrerer Fahrzeuge werden in jedem Rechenschritt sequentiell einem Kalman-Filter zugeführt, der, ähnlich dem in [69] beschriebenen Verfahren, anhand eines Parabelansatzes eine Schätzung des zukünftigen Fahrspurverlaufs berechnet.

Die Verwendung von Parabeln zur Schätzung erlaubt lediglich eine Aussage zur Krümmung. Das bedeutet für den gewählten Ansatz zur Mischung der Prädiktionsquellen (vgl.

Kapitel 6.1.3), dass  $c_2$  mit 0 angenommen wird. Obwohl damit ein Informationsverlust in Kauf genommen werden muss, hat sich dieses Verfahren in Tests mit realen und simulierten Daten im Vergleich zu einem Polynom dritten Grades als stabiler erwiesen.

Da das System für den Einsatz auf Landstraßen ausgelegt werden soll, wurde auf die in [85] beschriebene Detektion und Aussortierung von Aus- oder Einscherern verzichtet. Die Schätzung der Qualität der beschriebenen Kursprädiktion beruht im Wesentlichen auf einer Analyse der Verteilung der zur Kursprädiktion verwendeten Fahrzeugpositionen über der Entfernung. Eine gleichmäßige Verteilung bis in eine große Entfernung hinein führt zu einer hohen Prädiktionsqualität.

## 6.1.2 Spurverlaufsvorhersage anhand stehender Objekte

Ziel der Fahrspurvorhersage anhand stehender Objekte ist es, aus einer Auswahl detektierter Randobjekte eine Schätzung des zukünftigen Fahrbahnverlaufs abzuleiten. Der Vorteil des Verfahrens liegt darin, dass, insbesondere in Szenen mit einer Vielzahl von für den Radarsensor gut sichtbaren Randobjekten (z.B. Leitplanken), die Reichweite der Kursprädiktion deutlich erhöht werden kann.

Problematisch ist jedoch, dass a priori nicht bekannt ist, welche stehenden Objekte dem Fahrbahnrand zuzuordnen sind und welche Objekte potenzielle Hindernisse auf der Fahrbahn darstellen. In der Arbeit von [51] wird zur Lösung dieses Problems ein Verfahren vorgeschlagen, bei dem Parabeln durch alle möglichen Kombinationen aus jeweils zwei stehenden Objekten gelegt werden, ein Beispiel hierzu ist in Abbildung 6.1 dargestellt. Die Krümmungen der Parabeln werden nach einer Einsortierung in Klassen statistisch analysiert und es wird die Krümmung als Schätzung ausgegeben, die am häufigsten vorkommt.

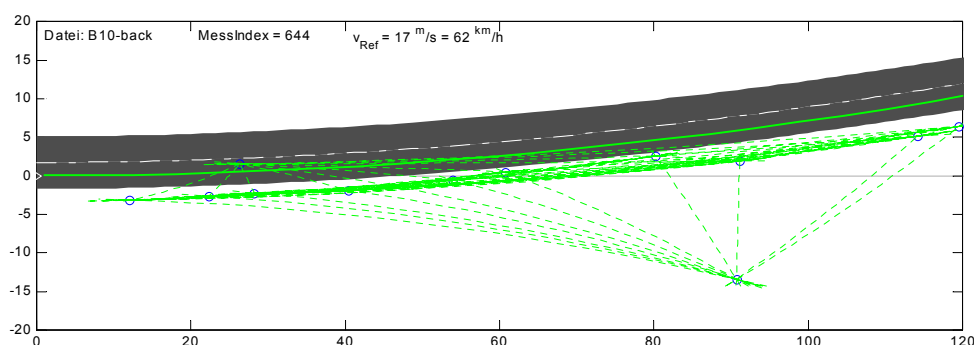


Abbildung 6.1: Parabeln durch alle Paarungen aus je zwei stehenden Objekten [51]

Das beschriebene Verfahren hat sich laut [51] in verschiedenen Tests mit simulierten und realen Verteilungen von stehenden Objekten als robust und unempfindlich gegenüber Abweichungen der Positionen einzelner Objekte vom Fahrbahnrand erwiesen.

Obwohl der Parabelansatz im Zusammenhang mit der Robustheit der Spurverlaufsvorhersage von Vorteil ist, bewirkt seine Einschränkung auf eine Schätzung der Krümmung und der lateralen Ablage, dass Wechselkurven mit diesem Ansatz nicht darstellbar sind.

Daher wird in [69] ein Polynomansatz nach Gleichung 6.2 für die Modellierung des Fahrspurverlaufs aus stehenden Objekten vorgeschlagen.

$$y(x) = y_0 + \frac{1}{2} \cdot c_1 \cdot x^2 + \frac{1}{6} \cdot c_2 \cdot x^3 \quad (6.2)$$

Die Anwendung eines Polynoms nach Gleichung 6.2 auf die Methode von [51] würde es erforderlich machen, eine Klasseneinteilung der Parameter  $c_1$  und  $c_2$  vorzunehmen. Um zu klären, wie groß der Rechenaufwand für das genannte Verfahren wäre, wurde eine Analyse der gegenseitigen Abhängigkeit der Koeffizienten  $\frac{1}{2} \cdot c_1 = a$  und  $\frac{1}{6} \cdot c_2 = b$  durchgeführt.

Abbildung 6.2 zeigt hierzu eine Szene mit 19 stehenden Objekten, deren Positionen im fahrzeugfesten Koordinatensystem mit schwarzen Ellipsen markiert wurden. An drei der Objektpositionen wurde eine Kurve nach Gleichung 6.2 mit dem „Least Squares“-Verfahren angepasst. Außerdem wurden diese Punkte in  $y$ -Richtung je um einen Meter nach links und nach rechts verschoben. Durch eine erneute Polynomapproximation anhand der verschobenen Punkte und eine Sensitivitätsanalyse der ermittelten Koeffizienten lässt sich eine Aussage treffen, wie sich eine Variation des Spurverlaufs auf die Werte der Koeffizienten und damit auf den erforderlichen Aufwand zur Einteilung in Klassen auswirken würde.

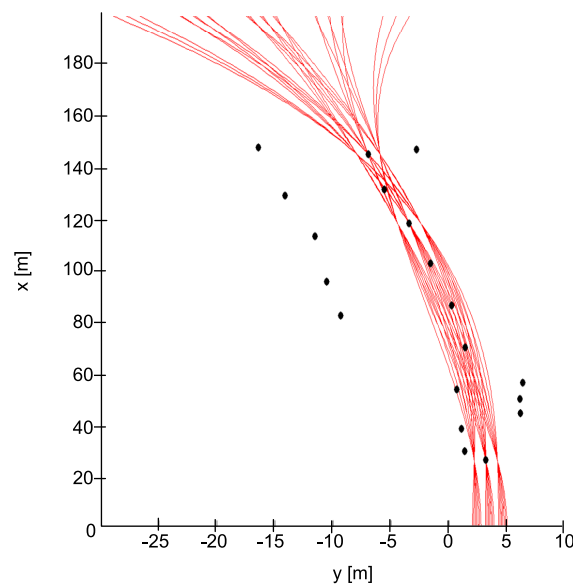


Abbildung 6.2: Variation der lateralen Objektposition und Einfluss auf den Verlauf einer Approximation mit einem Polynom dritten Grades

Im linken Teil von Abbildung 6.3 ist die gleiche Situation mit 1000 normalverteilten Verschiebungen ( $\sigma = 1$  m) dargestellt, der rechte Teil der Abbildung zeigt als Ergebnis der Polynomapproximationen den Zusammenhang der Polynomkoeffizienten.

Abbildung 6.3 kann zur Sensitivitätsanalyse der Parameter  $a$  und  $b$  bzgl. der lateralen Objektpositionen herangezogen werden. Da sich die Werte innerhalb einer schmalen Ellipse konzentrieren, müsste für die Einteilung von  $c_1$  und  $c_2$  in Klassen nach [51] ein zweidimensionales Feld mit entsprechend hohem Speicherbedarf aufgespannt werden. Da die beiden Parameter jedoch nicht unabhängig voneinander betrachtet werden können, ist eine Bestimmung des wahrscheinlichen Fahrbahnverlaufs anhand der Häufigkeiten bestimmter Klassen schwierig. Hinzu kommt der Rechenaufwand, den eine solche Einteilung verursachen würde. Hierzu eine Abschätzung:

Angenommen, es gibt  $n = 20$  Objekte. Die Anzahl der unterschiedlichen Kombinationen von jeweils  $k = 3$  Objekten aus der Menge  $n$  ergibt nach Gleichung 6.3:  $C_{20}^3 = 1140$ .

$$C_n^k = \frac{n!}{(n-k)! \cdot k!} \quad (6.3)$$



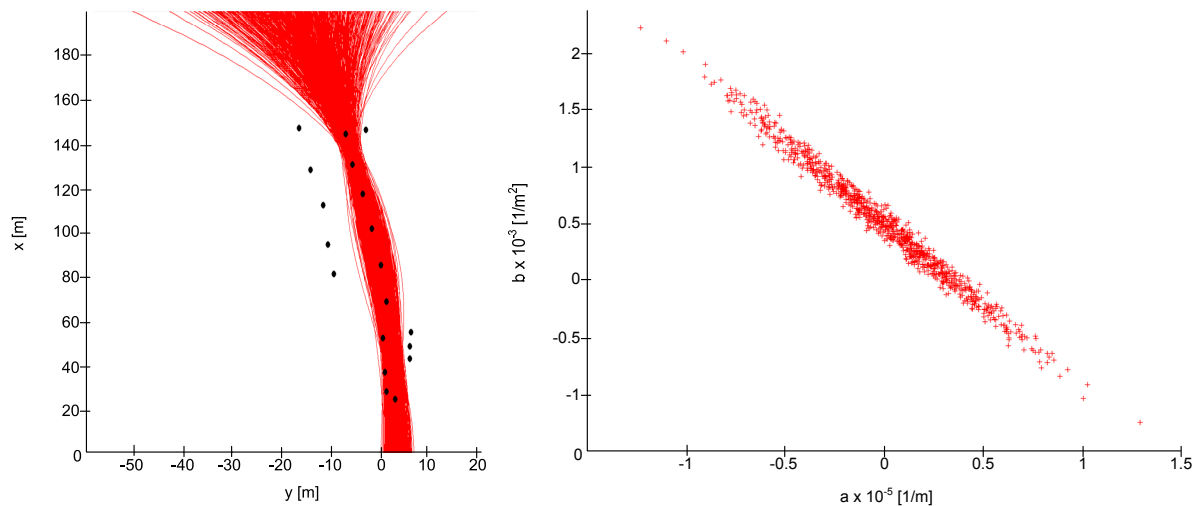


Abbildung 6.3: Variation der lateralen Objektposition (links) und Ergebnis für die Streuung der Parameter  $a$  und  $b$  der Approximation mit einem Polynom dritten Grades (rechts)

Bei einer Anzahl von  $l = 50$  Klassen (vgl. [51]) sind rund  $k \cdot l \cdot l = 2,85 \cdot 10^6$  Rechenschritte für die Klasseneinteilung in jedem Rechenzyklus innerhalb von Schleifen nötig. Die Installation einer entsprechenden Rechenleistung wäre für ein serienmäßig gefertigtes Fahrerassistenzsystem zum gegenwärtigen Zeitpunkt nicht bezahlbar. Um dennoch in Situationen mit einer hohen Anzahl stehender Objekte das Prädiktionsergebnis für die Fahrspur mit einer Klothoidenapproximation verbessern und Wechselkurven erkennen zu können, wurde diese Approximation zusätzlich zu dem Ansatz nach [51] in der Umfeldinterpretation implementiert.

Die entwickelte Implementierung berechnet zunächst eine Parabelapproximation für den Spurverlauf auf Basis aller stehenden Objekte. Hierzu werden – wie bei [51] – so lange Parabeln durch jeweils zwei Objekte gelegt, bis alle Objektkombinationen durchgespielt wurden. Aus der so berechneten Menge von möglichen Krümmungen wird der Median gebildet. Anhand des Medians kann eine grobe Sortierung der gemessenen Objekte nach linkem und rechtem Fahrbahnrand erfolgen. Für die weitere Verarbeitung werden die  $y$ -Positionen der Objekte entsprechend der Straßenseite, der sie zugeordnet wurden, verschoben, so dass sich die verschobenen Objektpositionen in der Mitte der Fahrspur befinden. Dazu wird die typische Fahrbahnbreite einer Landstraße angenommen. Die so manipulierte Objektliste wird einem Kalman-Filter zur Berechnung einer Polynomapproximation nach Gleichung 6.2 zugeführt.

Der beschriebene Algorithmus wird zusammen mit dem Prinzip zur Prädiktion nach [51] durchgerechnet und am Ende werden für beide Prädiktionsergebnisse Qualitäten berechnet. Das Prädiktionsergebnis mit der höheren Qualität wird zur Mischung mit den anderen Quellen zur Fahrspurprädiktion ausgewählt. Nimmt man links und rechts neben der Kursprädiktion eine halbe Fahrbahnbreite an, so ist die Qualität des jeweiligen Prädiktionsergebnisses umso höher,

- je größer die Anzahl der Objekte ist, die dem prädierten Fahrbahnverlauf unmittelbar zugeordnet werden können, sich aber nicht innerhalb des Fahrbahnbereichs befinden und
- je geringer die Anzahl der Objekte ist, die sich innerhalb des prädierten Fahrbahnbereichs befinden.

Die Objekte, die dem prädizierten Fahrbahnverlauf unmittelbar zugeordnet werden können, stellen nach [51] die Menge der „Nutzobjekte“ dar. Je höher diese Anzahl ist, desto größer ist die Basis an stehenden Objekten, auf denen die Prädiktion basiert und desto höher ist die Wahrscheinlichkeit, dass die Prädiktion mit der Realität übereinstimmt. Im Gegensatz dazu wird die Anzahl der Objekte, die sich innerhalb des prädizierten Fahrspurverlaufs befinden, dazu verwendet, um die Qualität der Prädiktion herabzustufen, da es unwahrscheinlich ist, dass sich ein Fahrzeug – insbesondere auf Landstraßen – auf einen Bereich zubewegt, in dem sich viele stehende Objekte auf der Fahrbahn befinden.

### 6.1.3 Mischung verschiedener Quellen zur Kursprädiktion

Zur Mischung der Prädiktionsquellen stellen die Veröffentlichungen [69] und [70] ein Verfahren vor, bei dem die Daten in äquidistante Punkte im fahrzeugfesten Koordinatensystem umgerechnet und auf Punktebene hinsichtlich der lateralen Abweichung miteinander verrechnet werden. Aus den verschiedenen  $y$ -Positionen des Fahrzeugkurses, die sich aus den Prädiktionsquellen ergeben, wird für jeden Abstand eine gewichtete Summe der zugehörigen Punkte gebildet. Die Gewichtungsfaktoren für die Summenbildung errechnen sich einerseits aus Qualitätsmerkmalen der Schätzungen und sind andererseits von der Reichweite verschiedener Prädiktionsverfahren abhängig.

Das beschriebene Mischungsverfahren wird in [39] mit einer Mischung auf Koeffizientenebene verglichen. Für den Koeffizientenansatz werden alle Prädiktionsquellen in das Polynom aus Gleichung 6.1 umgerechnet. Zum Vergleich der Mischungsverfahren werden die Kursprädiktion aus den Trajektorien bewegter Objekte mit der Spurdetektion eines Videosensors und den Daten einer digitalen Karte gemischt, indem eine gewichtete Summe der Koeffizienten  $c_0$ ,  $c_1$  und  $c_2$  gebildet wird. Das Ergebnis der in [39] beschriebenen Arbeiten zeigt eine größere Robustheit des koeffizientenbasierten Ansatzes im Vergleich zur Mischung auf Punktebene. Der wesentliche Vorteil der Spurfusion auf Koeffizientenebene liegt in einer geringeren Abhängigkeit des Ergebnisses von Punkten, die sich in einem großen Abstand zum eigenen Fahrzeug befinden. Bei einer Mischung auf Ebene der  $y$ -Positionen und einer anschließenden Rückrechnung in eine Koeffizientenform nach Gleichung 6.1 besteht die Gefahr, dass wenige, weit entfernte Punkte die Berechnung des Polynoms und damit das Mischungsergebnis auch im Nahbereich signifikant beeinflussen.

Aus diesem Grund wurde für das warnende Nachtsichtsystem ein Ansatz zur Spurfusion auf Koeffizientenebene gewählt. Grundsätzlich ist davon auszugehen, dass der Ursprung des Fahrkorridors immer mit dem Ursprung des fahrzeugfesten Koordinatensystems übereinstimmt. Die Bewegungsmöglichkeiten des Fahrzeugs nach dem Einspurmodell geben außerdem vor, dass die Kursprädiktion parallel zur  $x$ -Achse des Koordinatensystems beginnen muss, d.h., der Koeffizient  $c_0$  in Gleichung 6.1 muss – ebenso wie die  $y$ -Ablage zu Beginn der Kursprädiktion,  $y_0$ , 0 sein.

Mit der genannten Einschränkung kann Gleichung 6.1 für die Mischung der Daten zur Kursprädiktion verwendet werden. Die Verrechnung der einzelnen Beiträge erfolgt für den Parameter  $c_1$  nach Gleichung 6.4, die Berechnung von  $c_2$  wird analog zu Gleichung 6.4 durchgeführt.

$$c_1 = \frac{\sum_{q=1}^{N_{\text{Quellen}}} \left( \frac{w_q}{\sigma_{c_1,q}^2} \cdot c_{1,q} \right)}{\sum_{q=1}^{N_{\text{Quellen}}} \left( \frac{w_q}{\sigma_{c_1,q}^2} \right)} \quad (6.4)$$

Mit:

$N_{Quellen}$  : Anzahl der Quellen zur Kursprädiktion

$w_q$  : Gewichtung der Quelle  $q$

$c_{1,q}$  : Parameter der Krümmungsschätzung für Quelle  $q$

$\sigma_{c_{1,q}}^2$  : Kovarianz der letzten zwei Werte des Parameters  $c_1$  für Quelle  $q$

Die Einbeziehung der Kovarianz der letzten zwei Werte des Parameters  $c_1$  für jede Quelle der Kursprädiktion dient dazu, starke Sprünge in der gewichteten Summe zu vermeiden, wenn eine der Quellen kurzzeitig eine hohe Abweichung zeigt. Da die Berechnung der Varianz lediglich auf zwei Werte und damit auf zwei Zyklen á 0,1 s begrenzt ist, werden Kurveneingänge und damit verbundene länger andauernde Krümmungsänderungen dennoch rechtzeitig in das Mischungsergebnis mit einbezogen.

Der Wert  $w_q$  zur Gewichtung liegt im Wertebereich  $[0, 1]$  und wird direkt aus den berechneten Qualitäten der verschiedenen Quellen abgeleitet.

Zur Einbeziehung der Gierrate des eigenen Fahrzeugs wird der Wert  $c_1$  aus der Krümmung der Fahrzeugtrajektorie gemäß Gleichung 6.5 gebildet:

$$c_{1,Fzg} = \frac{\dot{\psi}}{v} \quad (6.5)$$

Die Berechnung der Geschwindigkeit  $v$  und der Gierrate  $\dot{\psi}$  erfolgt entsprechend der in Kapitel 5.2 und in Anhang E dargestellten Vorgehensweise zur Filterung der Fahrzeugbewegung. Gleichung 6.5 lässt sich unter der Annahme verwenden, dass sich das Fahrzeug – zumindest für einen gewissen Zeitraum in der Zukunft – stationär verhält und sich auf der ermittelten Bahnkurve weiterbewegt. Die Krümmungsänderung,  $c_{2,Fzg}$ , beschreibt jedoch eine Änderung dieses stationären Zustands und lässt sich somit auf Basis der aktuell gemessenen Fahrzeugbewegung nicht ermitteln. Aus diesem Grund wird  $c_{2,Fzg}$  zur Mischung mit den anderen Prädiktionsquellen mit 0 angenommen.

## 6.2 Spurplausibilisierung

Bei der Entwicklung des HMI (vgl. Kapitel 4.1.1) wurde die Spurplausibilität als eine Größe definiert, die sich aus der, relativ zum Fahrspurverlauf ermittelten, lateralen Objektposition ableitet. Die Höhe der Spurplausibilität soll entsprechend Tabelle 4.4 angeben, wie sicher die Zuordnung des Objekts zur Fahrspur des eigenen Fahrzeugs ist.

Die Spurplausibilität  $P_S$  wird, ähnlich der Existenzwahrscheinlichkeit eines Tracks  $P_T$ , im Wertebereich  $[0, 1]$  definiert. Zur Berechnung der Spurplausibilität wird ein Zähler entsprechend der Objektposition relativ zu einem geometrischen Plausibilisierungsbereich vor dem eigenen Fahrzeug erhöht oder verringert.

Die Vorgehensweise hierzu ist im linken Teil von Abbildung 6.4 dargestellt. Entlang des prädierten Fahrbahnverlaufs, der in diesem Fall der  $y$ -Achse entspricht, werden zwei Fahrkorridore angenommen. Die beiden Korridore stellen den möglichen Fahrspurverlauf für den Fall dar, dass sich das Fahrzeug einer Linkskurve oder einer Rechtskurve einer vorgegebenen

Krümmung annähert.<sup>1</sup> Damit können die Korridore auch als möglicherweise vorhandene Krümmungsfehler interpretiert werden, die die Abweichung zwischen angenommener und tatsächlich vorhandener Fahrbahnkrümmung angeben.

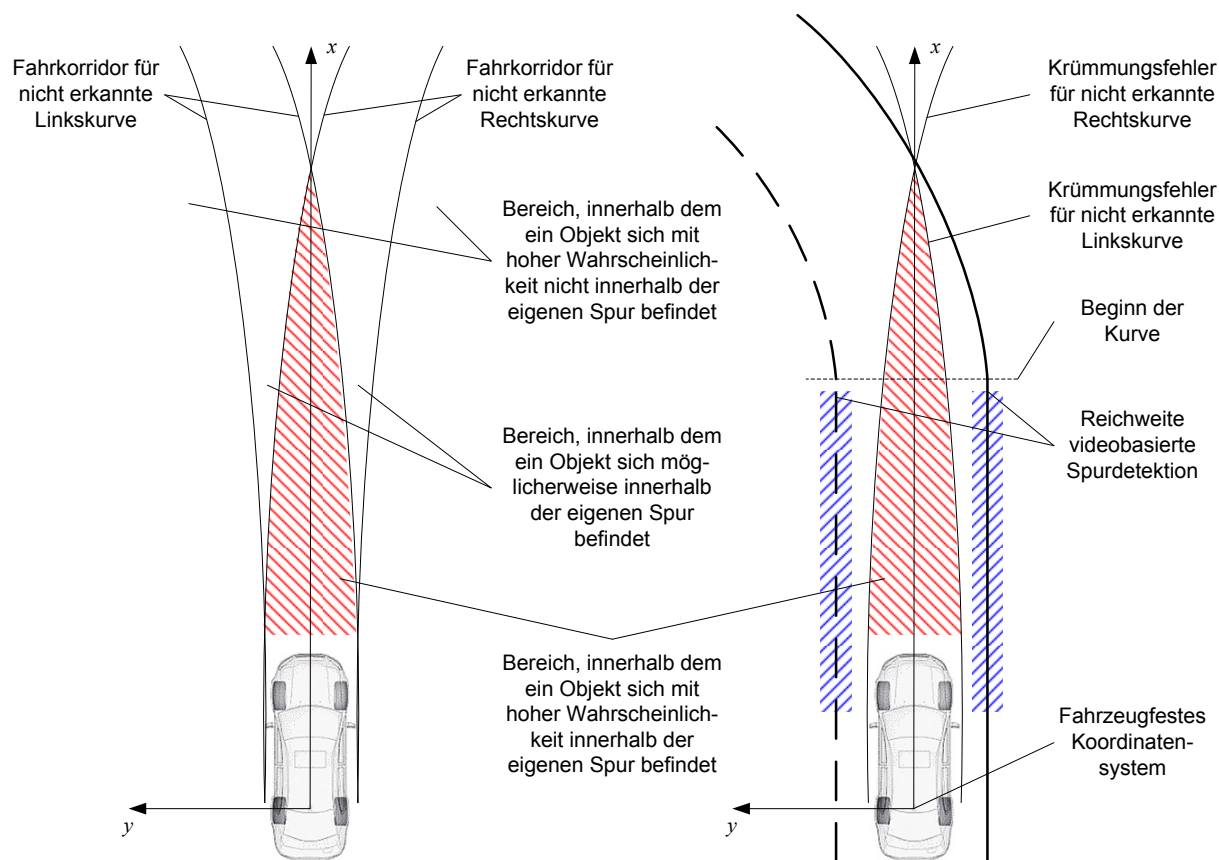


Abbildung 6.4: Geometrie für die Spurplausibilisierung, links: Fahrkorridore der Fehlerkrümmungen, rechts: Zone hoher Spurzugehörigkeit im Zusammenspiel mit Videospurdetektion und tatsächlichem Fahrbahnverlauf

Die Schnittmenge der beiden Korridore definiert den Fahrbahnbereich, in dem ein Objekt auch dann mit hoher Wahrscheinlichkeit der eigenen Fahrspur zugeordnet werden kann, wenn die Fahrspurprädiktion den angenommenen Krümmungsfehler aufweist (schraffierter Bereich im linken Teil von Abbildung 6.4). Aufgrund der begrenzten Reichweite der Sensorik ist es möglich, dass z.B. bei Geradeausfahrt noch ein gerader Fahrbahnverlauf angenommen wird, obwohl sich das Fahrzeug bereits einer Kurve annähert. Diese Unzulänglichkeit bei der Kursprädiktion lässt sich durch die Einbeziehung von Krümmungsfehlern bei der Spurplausibilisierung berücksichtigen. Zur Berechnung von  $P_S$  wird das folgende Schema angewendet:

- Liegt die Objektposition mit hoher Wahrscheinlichkeit innerhalb der eigenen Spur (schraffierter Bereich im linken Teil von Abbildung 6.4), erfolgt eine stufenweise Erhöhung von  $P_S$  bis auf 1.
- Für ein Objekt mit einer Position außerhalb der Fahrkorridore wird  $P_S$  schrittweise auf 0 reduziert.

<sup>1</sup>Die angenommene Krümmung der Links- und Rechtskurve sollte sich an den auf Landstraßen üblichen Krümmungsradien orientieren, vgl. [24].

Im rechten Teil von Abbildung 6.4 ist der sich ergebende Fahrbahnbereich für die Plausibilisierung im Zusammenhang mit der Einfahrt in eine Kurve und der Reichweite der Videosensorik dargestellt. Obwohl die Einfahrt in die Kurve weder aufgrund einer Lenkwinkeländerung des Fahrers, noch anhand der Daten der Videosensorik detektiert wurde, kann die Wahrscheinlichkeit einer fehlerhaften Plausibilisierung von Randobjekten im Kurveneingang durch die Geometrie des Fahrkorridors zur Spurplausibilisierung reduziert werden. Innerhalb einer Kurvenfahrt werden die Polynomkurven für den Krümmungsfehler der detektierten Fahrbahnkrümmung angepasst.

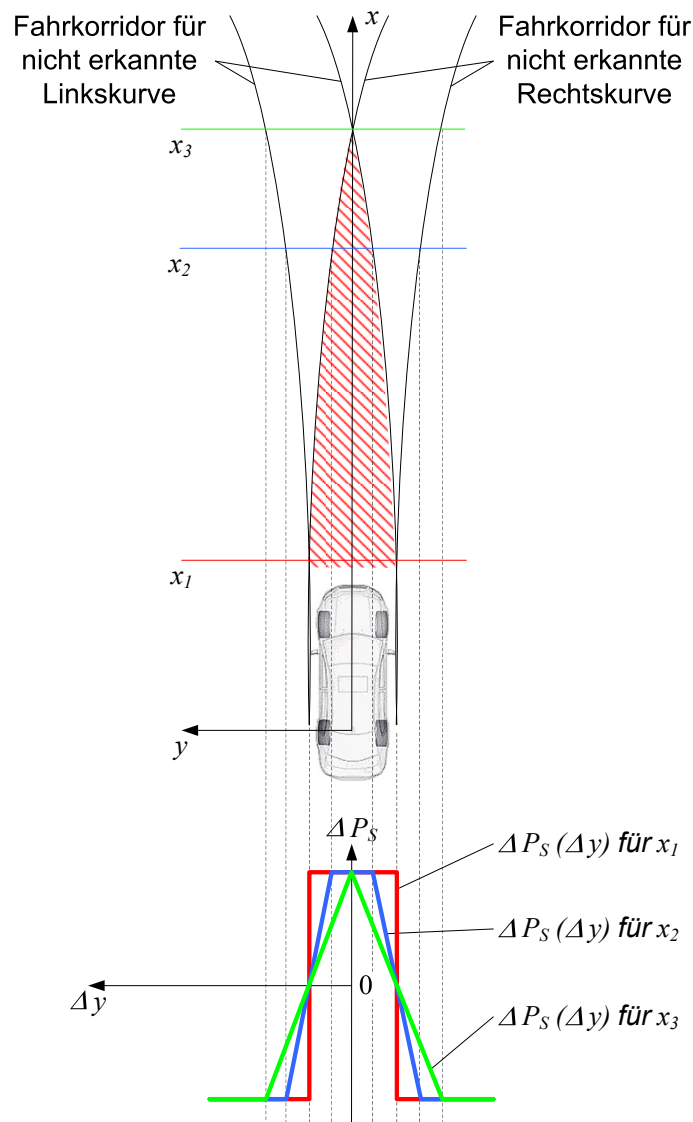


Abbildung 6.5: Berechnung der Spurplausibilisierung anhand von Zuordnungsbereichen relativ zur Kursprädiktion

Für ein Objekt, welches sich außerhalb der Fahrkorridore befindet, kann mit hoher Sicherheit eine Zuordnung zur eigenen Fahrspur ausgeschlossen werden. Befindet sich ein Objekt innerhalb eines der Korridore, aber außerhalb der Schnittmenge, so ist es möglich, dass es sich innerhalb der eigenen Fahrspur befindet, eine fehlerhafte Zuordnung zur eigenen Fahrspur ist aber ebenso wahrscheinlich. Um diesen Fall zu berücksichtigen, wird die Logik zur Erhöhung oder Reduktion der Spurplausibilität folgendermaßen ergänzt:

- Befindet sich ein Objekt in  $x$ -Richtung in größerer Entfernung als der Schnittpunkt der inneren Grenzlinien der Fahrkorridore, ist keine Fahrspurzuordnung möglich und die Spurplausibilität wird stufenweise bis auf 0 reduziert.
- Bei Objekten, die noch innerhalb der Fahrkorridore, aber außerhalb des schraffierten Kernbereichs liegen, wird zur Entscheidung, ob  $P_S$  verringert oder erhöht werden soll, eine lineare Interpolation anhand der lateralen Objektposition, bezogen auf die Grenzen der Plausibilisierungsbereiche vorgenommen.

Die beschriebene Vorgehensweise zur Berechnung der Spurplausibilität ist in Abbildung 6.5 dargestellt. Im unteren Teil der Abbildung ist der Verlauf der Kennlinie zur Erhöhung oder zur Verringerung von  $P_S$  als Funktion der lateralen Position relativ zur Kursprädiktion für verschiedene Objektabstände dargestellt. Durch die vertikalen Linien wird der Zusammenhang zwischen dem Verlauf der Kennlinie und der Geometrie der Bereiche zur Spurzuordnung deutlich. In der Entfernung  $x_3$  wird beispielsweise nur in einem Punkt der lateralen Objektposition die höchste Stufe zur Erhöhung von  $P_S$  erreicht ( $\Delta P_S$  ist maximal positiv). An den übrigen Positionen wird zwischen diesem und dem niedrigsten Wert am äußeren Rand der Fahrkorridore ( $\Delta P_S$  ist maximal negativ) interpoliert.

Die durch die Kennlinie vorgegebenen maximalen Werte zur Erhöhung oder zur Verringerung der Spurplausibilität sollten so hoch gewählt werden, dass im Sinne der Anforderungen des HMI bei relevanten Objekten in kurzer Zeit ein hoher Wert für  $P_S$  erreicht wird.

### 6.2.1 Zusätzliche Maßnahmen zur Vermeidung von fehlerhaften Spurplausibilisierungen

Der Ansatz zur Spurplausibilisierung anhand von Krümmungsfehlern berücksichtigt in erster Linie die unzureichenden Informationen, die das System über den Fahrbahnverlauf im Fernbereich hat. Bei der Wahl der Krümmungsfehler muss ein Kompromiss zwischen der Vermeidung fehlerhafter Spurplausibilisierungen einerseits (dies bedeutet, einen möglichst großen Krümmungsfehler anzunehmen) und hoher Reichweite des Systems andererseits (dies bedeutet, einen möglichst kleinen Krümmungsfehler anzunehmen) gefunden werden.

Daher ist es vorteilhaft, zusätzliche Logiken einzuführen, die in bestimmten Fahrsituationen, die durch die Annahme der Krümmungsfehler allein nicht abgefangen werden können, falsche Plausibilisierungen vermeiden. Im Folgenden werden eine Reihe solcher Maßnahmen erläutert, deren Einsatz sich im Verlauf der Entwicklungsarbeit zur Vermeidung von fehlerhaften Spurplausibilisierungen und damit verbundenen Fehlwarnungen als sinnvoll erwiesen hat.

#### Adaptive Breite und Position des Fahrkorridors

Vorausfahrende Objekte befinden sich – insbesondere auf den für das System relevanten Landstraßenszenarien – in der Regel innerhalb der Fahrspur des eigenen Fahrzeugs. Um bei Folgefahrten trotz leicht versetzt fahrender Objekte eine stabile Spurplausibilisierung zu erzielen, sollte der Fahrkorridor möglichst breit gewählt werden. Um dennoch Fehlwarnungen aufgrund von falsch plausibilisierten Randobjekten wie Seitenpfosten zu vermeiden, wird ein breiterer Korridor zur Plausibilisierung von bewegten Objekten und ein schmalerer Korridor für stehende Hindernisse verwendet. Die Unterscheidung zwischen stehenden und bewegten Objekten erfolgt anhand der Relativgeschwindigkeit zum eigenen Fahrzeug.

Eine weitere Verbesserung, insbesondere bei stehenden Randobjekten, wird durch die Verwendung des vom Videosensor gelieferten lateralen Abstands [27] der Fahrspur zur Fahrzeugmitte für eine Verschiebung des Plausibilisierungsbereichs erzielt. Ähnlich einer Offsetkorrektur können durch diese Zusatzinformation fehlerhafte Plausibilisierungen bei Fahrten nahe am Fahrbahnrand vermieden werden, ohne dass der Fahrkorridor zu sehr eingengt werden muss. Dazu wird der geometrische Bereich zur Spurplausibilisierung so weit gegenüber der Fahrzeugmittelachse versetzt, dass der rechte Rand der Zone, innerhalb der Objekte der eigenen Spur zugeordnet werden, mit dem vom Videosensor detektierten Fahrbahnrand übereinstimmt.

### Berücksichtigung der Kovarianz der Krümmungsschätzung

Das zu späte Erkennen einer Kurve durch die Fahrspurdetektion äußert sich häufig in einer plötzlichen und schnellen Änderung des Krümmungsparameters  $c_1$  in Gleichung 6.1. Die Ursache hierfür ist, dass sich das Fahrzeug beim Erkennen der Kurve relativ weit innerhalb der Kurve befindet und der kontinuierliche Übergang vom Geradenstück zur Kurvenfahrt in Form einer Klothoide bereits passiert wurde. Als Konsequenz kann die Kursprädiktion – trotz Filterung – zügig von einer Geradeausfahrt in die Kreisfahrt umschwenken.

Normalerweise erfolgen Krümmungsänderungen beim Befahren einer Landstraße kontinuierlich, so dass der Fahrer mit entsprechenden Lenkbewegungen darauf reagieren kann. Aus diesem Grund sind schnelle Änderungen der prädizierten Fahrbahnkrümmung ein Indiz dafür, dass die aktuelle Kursprädiktion fehlerbehaftet ist. Die Auswirkung eines solchen Fehlers auf die Spurplausibilisierung ist meist, dass der angenommene Fahrkorridor über Randobjekte „wischt“, bis er wieder deckungsgleich mit dem relevanten Fahrbahnbereich ist. Zur Detektion einer solchen Situation bietet es sich an, die Kovarianz von  $c_1$  zu überwachen. Je größer die Kovarianz, desto höher ist die Wahrscheinlichkeit, dass es sich um das späte Erkennen einer engen Kurve handelt und umso höher ist die Gefahr, dass sich Randobjekte kurzzeitig innerhalb der Plausibilisierungszone befinden.

Um die fehlerhafte Plausibilisierung dieser Objekte zu vermeiden, wird der Maximalwert für die Erhöhung von  $P_S$  in Abhängigkeit der Kovarianz von  $c_1$  verringert. Das Prinzip ist anhand einer beispielhaften Kennlinie in Abbildung 6.6 dargestellt.

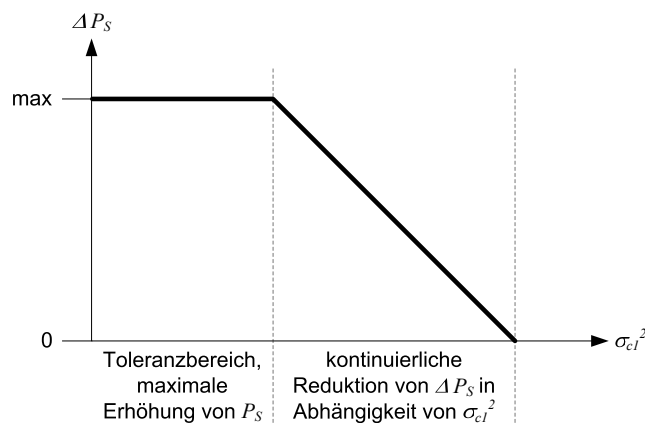


Abbildung 6.6: Anpassung der Spurplausibilisierung an die Kovarianz der Krümmungsschätzung

### 6.3 Zusammenfassung

Als Fazit aus den im ersten Teil des Kapitels dargestellten Überlegungen zur Kursprädiktion bleibt festzustellen, dass eine umfassende Nutzung der von der Sensorik gelieferten Informationen erfolgt, lediglich auf die Einbindung einer digitalen Karte wurde vor dem Hintergrund bekannter Untersuchungsergebnisse verzichtet. Die Auswahl der verwendeten Algorithmen wurde u.a. unter Berücksichtigung der erforderlichen Rechenleistung getroffen, um eine Realisierbarkeit des Systems im Serienfahrzeug zu vereinfachen. In diesem Zusammenhang ist auch die in diesem Kapitel beschriebene Weiterentwicklung der Kursprädiktion anhand stehender Objekte zu sehen, bei der ein aus der Literatur bekannter Parabelansatz mit der Approximation durch ein Polynom dritten Grades kombiniert wurde, so dass auch die Erkennung von Wechselkurven möglich ist.

Aus Stabilitätsgründen erfolgt die Mischung der Daten koeffizientenbasiert, so können Einflüsse von Prädiktionsfehlern in größerer Entfernung minimiert werden. Die zusätzliche Berechnung einer Qualität anhand spezifischer Merkmale jeder Prädiktionsquelle und die Einbeziehung dieser Qualität bei der Mischung führt zu einer weiteren Reduktion von Fehlern.

Die im zweiten Teil des Kapitels beschriebene Spurplausibilisierung ermöglicht es, bei der Spurzuordnung Abweichungen der Kursprädiktion mit einzubeziehen und die Prädiktion sogar über ihren eigentlichen Gültigkeitsbereich hinaus zu extrapolieren. Das Verfahren bietet außerdem die Möglichkeit, Unschärfen bei der Spurzuordnung zu berücksichtigen, indem die ausgegebene „Sicherheit“ der Zuordnung,  $P_S$ , kontinuierlich zu- oder abnimmt. Damit bildet die Spurplausibilisierung die ideale Informationsbasis für das neue HMI mit seiner kontinuierlichen Grauwertanzeige zur Kodierung von Vertrauensmaßen des Systems.



# Kapitel 7

## Systemuntersuchung in der Fahrsimulation

Ziel der in diesem Kapitel dargestellten Untersuchung ist es, den empirischen Nachweis über die Wirksamkeit der entwickelten HMI-Lösung sowie des zugrunde liegenden Konzepts für ein Fahrerassistenzsystem zu erbringen. Als theoretische Basis der Entwicklungsmethodik spielt der Einfluss des Warnsystems auf die Situation Awareness (Kapitel 1) bei der Untersuchung eine wichtige Rolle. Zusätzlich soll auch die Gebrauchstauglichkeit sowie die Systemakzeptanz in Abhängigkeit von Fehlwarnungen untersucht werden.

Bei der inferenzstatistischen Ergebnisanalyse wird insbesondere darauf geachtet, eine tiefer gehende Untersuchung des Einflusses der Warnungsdarstellung des HMI auf die Fahrerreaktion durchzuführen. Die so gewonnenen Ergebnisse bilden eine wichtige Grundlage zur Parametrierung des Systems für die später durchgeführten Feldversuche im Fahrzeug.

### 7.1 Fragestellung

Durch eine Probandenstudie soll untersucht werden, inwiefern sich die neu entwickelte Warnungsdarstellung vom aktuellen Stand der Technik unterscheidet. Hierzu wird das in dieser Arbeit entwickelte HMI mit dem aus dem EUCLIDE-Projekt [23] bekannten Fahrerassistenzsystem verglichen. Hauptmerkmal des EUCLIDE-HMI ist die Warnungsdarstellung in mehreren Stufen (vgl. Kapitel 1.1.2). Im Gegensatz dazu erfolgt eine Warnung beim neuen System kontinuierlich und analog zur jeweils aktuellen Fahrsituation. Zur Abgrenzung gegenüber dem EUCLIDE-HMI wird das neue HMI daher im Folgenden als „analoges HMI“ bezeichnet.

Bei der Untersuchung des analogen HMI spielt auch die Analyse der erhobenen Daten in Bezug auf die vom System ausgegebene Anzahl der Fehlwarnungen eine Rolle, da dieser Aspekt eine der Grundlagen für die Entwicklung der Mensch-Maschine-Schnittstelle bildet. Um vor allem zur Auswirkung der Fehlwarnungen Ergebnisse auf einer breiten Basis zu erhalten, wurde die Untersuchung in der Fahrsimulation in zwei Studien aufgeteilt, die sich durch die Anzahl der ausgegebenen Fehlwarnungen unterscheiden.

Schließlich sollen die Messdaten zur Ableitung von Wertebereichen für eine optimale Parametrierung der analogen HMI-Darstellung verwendet werden. Die zentrale Frage hierbei

lautet: Wie muss eine Warnung dargestellt werden, damit der Fahrer

- möglichst schnell darauf reagiert, wenn die Warnung berechtigt ist und
- möglichst nicht darauf reagiert, wenn es sich um eine Fehlwarnung handelt?

## 7.2 Bekannte Arbeiten mit ähnlicher Zielsetzung

Im Rahmen der Studie zur „Anwendung von Usability Maßnahmen zur Nutzeinschätzung von Fahrerassistenzsystemen“ [52] wurde ein Vergleich von bildgebenden und warnenden Nachtsichtsystemen im Realverkehr durchgeführt. Hierbei fand eine Messung der Gebrauchstauglichkeit mit Hilfe einer „Kosten“-Nutzen Funktion statt. Die hierfür verwendete Untersuchungsmethodik basiert auf einer Operationalisierung des Nutzenbegriffs (Gebrauchstauglichkeit) gemäß dem Standard DIN EN ISO 9241 für Bürotätigkeiten mit Bildschirmgeräten [34]. Unterschieden wird in dieser Norm nach Effektivitäts-, Effizienz- und Zufriedenstellungsmaßen (vgl. Abbildung 7.1). Die „Kosten“ definieren sich als „Zeitkosten“ für die Blickfassung und „Beanspruchungskosten“ für die mentale Verarbeitung und die Reaktion.

**Effektivität** Entsprechend der Norm definiert die Effektivität den „Grad der Genauigkeit und Vollständigkeit, mit dem der Nutzer seine Ziele erreicht“ [34]. Hierzu werden die Begriffe „Quantität“ und „Qualität“ multiplikativ verknüpft. Eine Operationalisierung dieser Definition erfolgt bei [52] durch die folgenden Leistungsmaße:

- Entdeckungsrate (Häufigkeit der Detektion kritischer Ereignisse)
- Reaktionszeit (Zeit zwischen der Anzeige der Warnung und der Detektion durch den Fahrer)

**Effizienz** Mit Effizienz sind die zur Erreichung der Effektivität erforderlichen Ressourcen gemeint. Geeignete Messgrößen für ein Fahrerassistenzsystem lassen sich ableiten, wenn man die Effizienz als „Kostenfaktor“ für die erreichte Effektivität auffasst:

- Zeitkosten (Messung des Blickverhaltens; Analyse der mittleren und kumulierten Fixationsdauer)
- Mentale Beanspruchung (Messung über subjektive Einschätzung anhand von Fragebögen; Nutzung des NASA-TLX<sup>1</sup>, erweitert um Merkmale der visuellen Beanspruchung)

**Zufriedenheit** Die Zufriedenheit berücksichtigt vor allem mögliche Beeinträchtigungen des Nutzers durch das System und seine Einstellung zur Nutzung des Systems. Die Erfassung dieser Bewertungsdimension erfolgt über drei Maße:

- Priorisierung (im Vergleich zu anderen Systemen)
- Akzeptanz (Messung über Fragebogen)
- hedonischer Nutzen (Innovationsgrad, Interessantheitsgrad des Systems; Messung über Fragebogen)

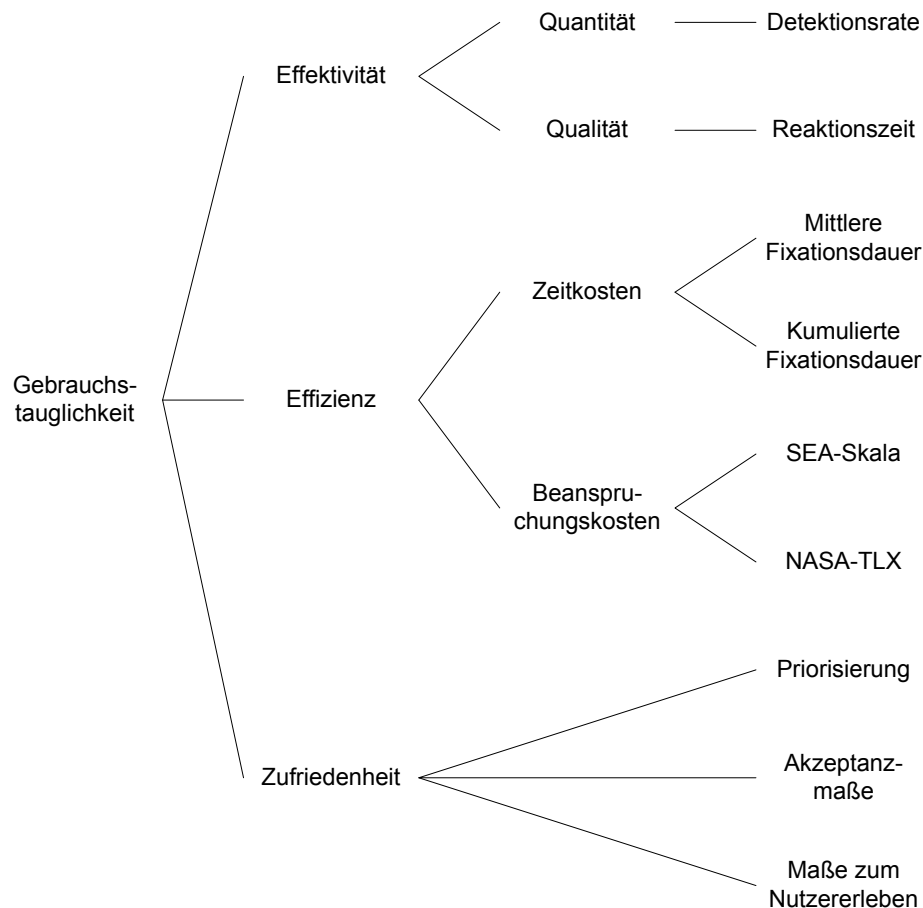


Abbildung 7.1: Ableitung von Untersuchungsmaßen aus der Gebrauchstauglichkeit [52]

Da die beschriebene Vorgehensweise und die abgeleiteten Untersuchungsmaße für die Untersuchung warnender Nachtsichtsysteme wissenschaftlich gut validiert ist, werden sie als Basis für den Vergleich der Systeme in der Fahrsimulation eingesetzt.

Die zur Entwicklung des analogen HMI angewendete Methodik basiert auf dem Konstrukt der Situation Awareness (vgl. Kapitel 1), welche eine Reihe von wahrnehmungs- und motivationspsychologischen Theorien zu einem durchgängigen Erklärungsansatz zusammenfasst. Nach [22] lässt sich das Situationsbewusstsein eines Fahrers in drei Ebenen unterteilen:

1. Ebene: Wahrnehmung der Umwelt
2. Ebene: Verständnis und Einordnung der Wahrnehmung in die aktuelle Situation
3. Ebene: Projektion der Situation in die Zukunft als Basis zur Entscheidung über Handlungen

Das Zusammenspiel der einzelnen Ebenen sowie weitere Einflussfaktoren auf den Entscheidungsprozess wurden bereits in Kapitel 1 erläutert. Im Folgenden werden einige Arbeiten dargestellt, die sich mit der Erfassung der Situation Awareness im Rahmen von Fahrstudien befassen, da neben der Gebrauchstauglichkeit auch die Wirkung des entwickelten Fahrerassistenzsystems auf das Situationsbewusstsein des Fahrers untersucht werden soll.

<sup>1</sup>Nach [31] standardisierte Methode zur Messung der Beanspruchung anhand von Ratings. Die Methode wurde ursprünglich für Piloten von Kampfflugzeugen entwickelt und wird zunehmend im Rahmen von Studien in der Fahrzeugindustrie eingesetzt. Aufgrund der sechs abgefragten Beanspruchungsdimensionen erlaubt die Methode eine detaillierte Erfassung der Arbeitsbelastung bei der Bearbeitung von Aufgaben.

In [16] wird ein Ansatz zur Messung der Situation Awareness auf Basis des Fahrerverhaltens vorgestellt. Die Probanden sollen verschiedene Fahrerassistenzsysteme zur Längs- und Querdynamik bewerten und werden Fahrsituationen ausgesetzt, in denen sich ein vorausfahrendes Fahrzeug nicht den Verkehrsregeln entsprechend verhält. Das Situationsbewusstsein der Fahrer wird danach bewertet, ob sie dennoch richtig agieren (z.B. Einhaltung einer Maximalgeschwindigkeit) oder ob sie in Ermangelung eines situationsgerechten mentalen Modells den gleichen Fehler wie das vorausfahrende Fahrzeug begehen.

Eine derartige, als „indirekt“ bezeichnete Messung der Situation Awareness findet sich auch bei [29]. Hier wird allerdings zusätzlich die sog. „Okklusionsmethode“ angewendet, bei der die Fahrersimulatorszene angehalten und die Darstellung unterbrochen wird. Die Probanden müssen anschließend die vor der Unterbrechung vorherrschende Fahrsituation aus dem Gedächtnis rekonstruieren. Der Vorteil dieser Methode liegt darin, dass bei geeigneter Abstimmung von Befragung und angehaltener Fahrsituation Erkenntnisse über alle drei Ebenen des Situationsbewusstseins gewonnen werden können [21].

Hierin liegt jedoch zugleich auch der Nachteil, insbesondere bei der Untersuchung von Bremsvorgängen. Oftmals sind sich die Fahrer in einer solchen Situation ihres Handelns und der zugehörigen Motivation nicht bewusst, da sie eher nach mentalen Modellen agieren (vgl. [22] und [91]). Außerdem würde ein Anhalten der Fahrersimulation bei der Reaktion auf eine Warnung die Bremsreaktion unterbrechen und somit die Nutzung der objektiven Messdaten unmöglich machen.

Aus den genannten Gründen wurde für den Systemvergleich in der Fahrersimulation von einer Messung des Situationsbewusstseins während der Fahrt anhand der „Okklusionsmethode“ abgesehen. Eine Messung nach dem von [16] vorgeschlagenen Verfahren hätte zwar die spätere Auswertung der Bremsreaktionen nicht beeinträchtigt, aber auch keine Informationen über die Entwicklung der Situation Awareness während einer Reaktion geliefert. Die Methode dient vielmehr der Messung eines allgemeinen Levels des Situationsbewusstseins.

Daher wurde entschieden, die Situation Awareness durch entsprechende Fragebogenelemente nach jeder Fahrt zu erfassen. Mit den Fragen wurde gemäß der Theorie der Situation Awareness das Vorhandensein und die Ausprägung der mentalen Modelle abgefragt, die von den Fahrern während der Fahrten von den verglichenen Systemen gebildet wurden und maßgeblich ihre Reaktionen auf die HMI-Anzeigen steuerten.

## 7.3 Vorbereitung der Fahrersimulation

Die Probandenversuche wurden auf dem in Kapitel 1.3 und 3.1 beschriebenen Fahrersimulator mit Bewegungssystem durchgeführt. Bei der funktionalen Auslegung der untersuchten Warnsysteme und ihrer softwaretechnischen Implementierung in den Fahrersimulator wurde darauf geachtet, dass sowohl die Algorithmen zum Objekttracking, als auch jene Algorithmen zur Kursprädiktion identisch waren und somit beide HMI auf die gleiche Basis aufsetzten.

### 7.3.1 HMI EUCLIDE

Im Folgenden wird eine Übersicht über die Ausgestaltung der EUCLIDE Warnanzeige in der Simulation gegeben. Details zur Darstellung des analogen HMI wurden bereits in Kapitel 4 genannt.

Das HUD zeigte entsprechend der Literaturangaben ([4], [67]) ein Nachtsichtbild an. Bei Kollisionsgefahr erfolgte darin die Markierung der Hindernisse mit Symbolen (Warnstufe „Info“, vgl. Kapitel 1.1.2), wobei für Fahrzeuge in Bewegung ein Fahrzeugsymbol und bei allen anderen Objekten ein rotes Warndreieck verwendet wurde. Abbildung 7.2 zeigt die Symbole.



Abbildung 7.2: Warnsymbolik im HMI EUCLIDE

Die Anzeige der Warnstufe „Akut“ fand ebenfalls im Head-Up Display in Form eines großen, blinkenden Warndreiecks statt. Außerdem wurde bei einer akuten Warnung der in [68] beschriebene Warnton ausgegeben. Das im HUD angezeigte Kamerabild wurde so skaliert, dass es einem horizontalen Öffnungswinkel von  $16^\circ$  entspricht.

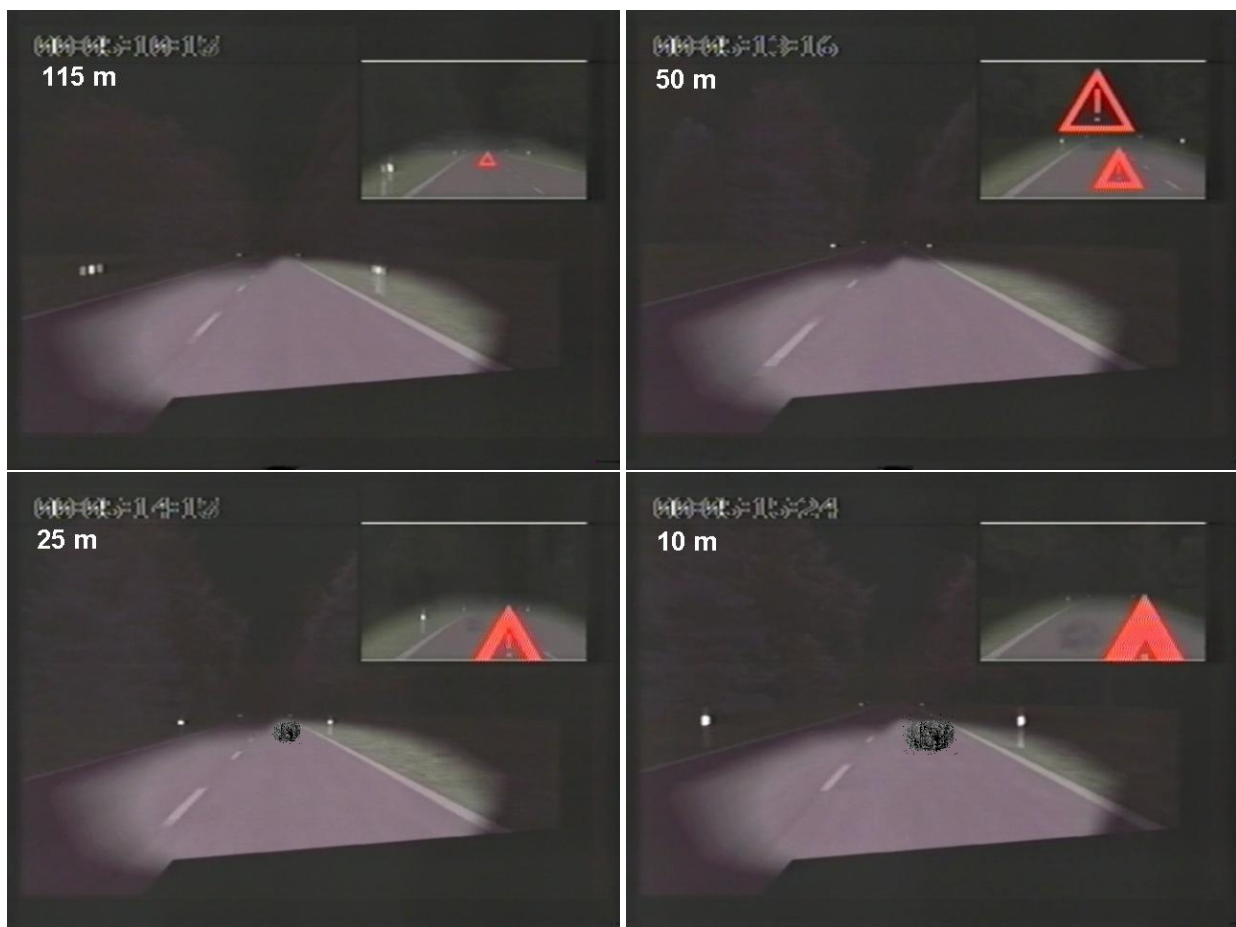


Abbildung 7.3: Ablauf der Warnung im HMI EUCLIDE in Studie 1/2

Hierzu ist beispielhaft in Abbildung 7.3 eine Bildersequenz der Fahrersicht nach vorn (großes Bild) zusammen mit der Darstellung im HUD (kleines Bild) bei der Annäherung

an einen Felsen wiedergegeben.<sup>2</sup> Neben der Entfernungsangabe zeigt jedes Bild auch einen Video-Zeitstempel.<sup>3</sup> Die Aufnahme mit einer Objektentfernung von 50 m (oben rechts) zeigt im HUD-Bild neben der durch das Warndreieck auf der Fahrbahn markierten Objektposition ein zweites Warndreieck in der Bildmitte, das die akute Warnung darstellt.

### 7.3.2 Systemabstimmung

Grundsätzlich ist die Parametrierung eines Kollisionswarnsystems so auszulegen, dass ein Optimum aus minimaler Anzahl von Fehlwarnungen und maximaler Sensitivität (d.h. frühestmögliche Ausgabe von berechtigten Warnungen) entsteht [40]. Leider finden sich in der Literatur kaum konkrete Angaben für eine maximal erlaubte Anzahl von Fehlwarnungen. Die Untersuchungen von [50] und [20] mit akustischen Warnsystemen im Straßenverkehr deuten darauf hin, dass bereits ab einer Häufigkeit von 1 - 4 Fehlwarnungen pro Stunde mit Beeinträchtigungen der Fahrerakzeptanz zu rechnen ist.

Zur Verifikation dieser Vorgaben wurden einige Vorversuche mit verschiedenen Parametereinstellungen durchgeführt. Letztendlich wurden die Warnschwellen so eingestellt, dass sich sowohl beim EUCLIDE-System („Info“-Modus), als auch beim analogen HMI eine Vorwarnzeit von maximal 5,8 s ergab, wodurch den Fahrern bei beiden Systemen die gleiche Chance zur Kollisionsvermeidung gegeben war. Die genannte Parametrierung führte bei den Vorversuchen mit EUCLIDE im Mittel zu drei akustischen Fehlwarnungen pro Fahrt.

Eine Variation des Warnverhaltens und ein damit verbundener Anstieg der Fehlwarnungen wurde durch die Deaktivierung der videobasierten Spurdetektion in der zweiten Studie erzielt. Details zu den Unterschieden in der Anzahl der berechtigten und der falschen Warnungen bei den beiden Studien werden in Kapitel 7.5 erläutert.

### 7.3.3 Szenarien

Gemäß den Ergebnissen der Anforderungsanalyse wurde eine Landstraßenfahrt mit etwa 45 min. Dauer simuliert. Während der Fahrt ereignen sich 18 Szenarien, in denen der Fahrer (unterstützt durch eines der Warnsysteme) Kollisionen mit verschiedenen stehenden Hindernissen vermeiden muss.

Dabei ist eine späte Warnung aus Fahrersicht weniger kritisch, wenn das entsprechende Objekt frühzeitig bereits mit bloßem Auge sichtbar ist (z.B. stehendes Fahrzeug mit Warnblinklicht). Umgekehrt wird ein Fahrer dem System einen wesentlich höheren Nutzen zuordnen, wenn sich das Hindernis nur unwesentlich von der Fahrbahnstruktur unterscheidet und er ohne das System keine Chance hat, eine Kollision zu vermeiden (z.B. Felsbrocken).

Generell stellt ein gut sichtbares Hindernis nur dann einen Nutzenfall für ein Kollisionswarnsystem dar, wenn der Fahrer unaufmerksam ist. Das Untersuchungsdesign bedingte jedoch eine hohe Häufigkeit von Testszenarien für die statistische Auswertung. Daher war Unaufmerksamkeit der Probanden während der Simulationsfahrten sehr unwahrscheinlich. Aus den genannten Gründen wurden für die statistische Auswertung der objektiven Daten nur solche Szenarien berücksichtigt, in denen das Hindernis erst sehr spät für den Fahrer sichtbar war.

---

<sup>2</sup>Eine vergleichbare Sequenz mit der Warnungsdarstellung des analogen HMI ist in Abbildung 4.4 in Kapitel 4.3 dargestellt.

<sup>3</sup>Der Video-Zeitstempel hat das Format: hh:mm:Frame [0..24] pro Sekunde

		Detektion durch Sensor	
		bei großen Entfernungen	bei kleinen Entfernungen
Sichtbarkeit Objekt für Fahrer	gut	<ul style="list-style-type: none"> <li>• beleuchtetes Fahrzeug</li> <li>• Schild</li> <li>• Warndreieck</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Pylon</li> <li>• Holzkiste</li> </ul>
	schlecht	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Felsbrocken</li> <li>• unbeleuchtetes Fahrzeug</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Tier</li> </ul>

Tabelle 7.1: Kategorisierung der Szenen nach Objekten

Aufgrund des explorativen Charakters der Untersuchung war es wünschenswert, eine Bandbreite aller Szenarien zu testen, um eine möglichst breite Beurteilungsbasis für den Systemvergleich zu schaffen. Basierend auf diesen Überlegungen wurde die Matrix in Tabelle 7.1 aufgestellt und eine Kategorisierung der Szenarien in das folgende Schema vorgenommen:

- a. frühe Warnung – Objekt für Fahrer schlecht sichtbar, aber Detektion durch den Sensor bereits bei großen Entfernungen
- b. Fehlwarnung
- c. späte Warnung – Objekt für Fahrer gut sichtbar, aber Detektion durch den Sensor erst bei kleinen Entfernungen
- d. keine Warnung – Füllszenarien zur Verbindung verschiedener Szenen, bzw. zur Vermeidung von Wiedererkennungseffekten

Die Strecken wurden so gestaltet, dass die Anzahl der Nutzenszenen „a“ und „c“ etwa der Häufigkeit der Szenarien für Fehlwarnungen entsprach. Zu den Szenarien mit Fehlwarnungen trugen vor allem gut detektierbare Randobjekte (z.B. Felsbrocken) an Kurvenein- oder -ausgängen bei. Die Fehlwarnungen wurden nicht vorprogrammiert an festgelegten Streckenpunkten ausgegeben, sondern waren das Ergebnis des simulierten Gesamtsystems, bestehend aus Objekterfassung, Kursprädiktion und Objektauswahl. Daher führte nicht jedes der a priori als relevant für Fehlwarnungen eingestuften Szenarien auch immer zu einer Fehlwarnung. Auf Basis der Vorversuche konnte außerdem davon ausgegangen werden, dass eine gewisse Anzahl von Fehlwarnungen nicht überschritten wurde (vgl. Kapitel 7.3.2).

Außerorts wurde links und rechts von der Fahrbahn ein Wald simuliert. In einigen Szenarien wurde zusätzlich Gegenverkehr eingesetzt, um die Fahrer daran zu hindern, in der Fahrbahnmitte zu fahren und so Kollisionen zu vermeiden. Einen prinzipiellen Ablauf einer Fahrt mit einer Darstellung sämtlicher enthaltener Szenarien zeigt Anhang H.

## 7.4 Versuchsdesign

Das in Kapitel 7.2 dargestellte Untersuchungsdesign von [52] wurde für die Simulatorstudie um Elemente der Situation Awareness erweitert. Aus der Kombination der Kategorien der Gebrauchstauglichkeit,

- Effektivität,
- Effizienz und
- Zufriedenheit

mit den Kategorien der Situation Awareness,

- Wahrnehmung,
- Verständnis sowie
- Projektion in die Zukunft, Entscheidung und Reaktion,

ergibt sich die in Tabelle 7.2 dargestellte Matrixstruktur mit den im Rahmen der Studie verwendeten Mess- und Befragungsinstrumenten. Die dritte Ebene der Situation Awareness wird dabei im Wesentlichen auf Basis der Fahrerreaktionen gemessen.<sup>4</sup>

	Effektivität	Effizienz	Zufriedenheit
Wahrnehmung	• Fragebogen	• Fragebogen • NASA-TLX	• Fragebogen
Verständnis	• Fragebogen (Verständnis <i>berechtigte Warnungen</i> )	• Fragebogen (Verständnis <i>Fehlwarnungen</i> ) • NASA-TLX	• Fragebogen
Reaktion	• Fragebogen • Reaktionen auf <i>berechtigte Warnungen</i> (Nutzen)	• Fragebogen • Reaktionen auf <i>Fehlwarnungen</i> („Kosten“) • NASA-TLX	• Fragebogen • Befragung bzgl. Gefährlichkeit der Situation und Güte der Bremsreaktion

Tabelle 7.2: Kombinierte Messung der Gebrauchstauglichkeit und der Situation Awareness

Um den Fahrern eine direkte Vergleichsmöglichkeit der beiden Systeme zu geben, wurden mit allen Probanden drei Fahrten durchgeführt (abhängige Stichprobe mit Messwiederholungen), wobei einerseits die Szenarienfolge innerhalb der Fahrten<sup>5</sup> und andererseits die Reihenfolge der Fahrten über die Testfahrer permutiert wurde:

- ohne System,
- analoges HMI,
- EUCLIDE.

Ein kompletter Versuchsdurchlauf nach dem beschriebenen Muster dauerte, inkl. System-einführung und Befragungen, pro Proband ca. 3 h. Anhang I enthält die Fragebögen, die zur Befragung der Fahrer nach der Fahrt mit dem analogen HMI und zum Systemvergleich mit EUCLIDE verwendet wurden.

### 7.4.1 Stichprobe

Alle Testfahrer hatten ein ausführliches Basis-Training im Fahr Simulator erhalten und wurden zufällig einer der beiden Studien zugewiesen. Aufgrund von kurzfristigen Ausfällen konnte eine einheitliche Geschlechterverteilung in beiden Studien nicht gewährleistet werden.

An der Studie 1 nahmen 7 Testfahrer im Alter von 24 bis 46 Jahren (Durchschnittsalter: 35) teil, davon 5 Frauen. Die Studie 2 wurde mit 10 Probanden, davon 4 weiblich, durchgeführt. Hier lag das Durchschnittsalter bei 39,9 Jahren, bei einem Minimum von 27 und

<sup>4</sup>Es wird davon ausgegangen, dass die Fahrerreaktion auch die Qualität der Projektion in die Zukunft widerspiegelt (vgl. hierzu auch Kapitel 1.2.1).

<sup>5</sup>zur Vermeidung von Wiedererkennungseffekten einzelner Szenen



einem Maximum von 53 Jahren. Die Fahrer hatten im Durchschnitt 9 Jahre Fahrpraxis. Tabelle 7.3 zeigt eine Übersicht der teilnehmenden Fahrer.

Studie	Nr.	Fahrerkürzel	Geschlecht	Alter
1	1	MAWA20	w	30
	2	REKA01	w	30
	3	NIGR08	w	24
	4	STPO05	m	27
	5	ANBO26	w	44
	6	FRSA01	m	46
	7	SIDE30	w	44
2	8	HOIW01	m	43
	9	ANBA14	m	42
	10	CHBA03	m	33
	11	HESC28	m	32
	12	ROKU12	m	32
	13	DASC12	m	27
	14	MAGL02	w	46
	15	KABU30	w	44
	16	MABU31	w	53
	17	BISC09	w	47

Tabelle 7.3: Probandenkollektiv

## 7.4.2 Versuchsablauf

Vor einer Fahrt mit einem der beiden Warnsysteme erhielten die Probanden jeweils eine zehnminütige Einführung in das System durch die Versuchsleiterin anhand einer bebilderten Systembeschreibung. Zusätzlich wurden sie direkt vor Beginn der Fahrt noch einmal hinsichtlich ihres Verhaltens instruiert:

- Höchstgeschwindigkeit 100 km/h,
- Kollisionen mit Hindernissen vermeiden, aber hierfür nur Brems- und keine Ausweichmanöver durchführen,
- bei einer Bremsreaktion versuchen, so früh, wie möglich vor dem Hindernis zum Stillstand zu kommen.<sup>6</sup>

Während der etwa achtminütigen Einführungsfahrt konnten sich die Fahrer mit der Sichtbarkeit von Fahrbahn und Objekten im Fahrsimulator vertraut machen und ein Gefühl für die Zeitpunkte der Warnausgaben entwickeln. Gleichzeitig wurde ihnen die Gelegenheit gegeben, noch offene Verständnisfragen bezüglich der Systeme zu klären.

Sobald die eigentliche Testfahrt begonnen hatte, wurden die Probanden nach jedem Szenario der Kategorie „a“ oder „c“ per Gegensprechanlage gebeten, die Gefährlichkeit der Situation und die Güte der eigenen Reaktion auf einer 15-stufigen Skala von „sehr gefährlich / sehr gut“ bis „gar nicht gefährlich / sehr schlecht“ einzustufen.

<sup>6</sup>Eine einheitliche Reaktion war aus Gründen der Auswertbarkeit zu fordern.

Den Abschluss jeder Testfahrt bildete ein Fragebogen, in dem einerseits die Beanspruchung per NASA-TLX und andererseits die subjektiven Aussagen zu den Systemen, bzw. zur Fahrt an sich (Gesamturteil zur Reaktion auf Hindernisse) erfasst wurden. Zusätzlich enthielten die Fragebögen nach jeder Fahrt mit einem der Warnsysteme ein Quiz, in dem das Verständnis der Systemfunktion und der Warnausgabe überprüft wurden. Eine Reihe von offenen Fragen zu positiven und negativen Aspekten der Warnsysteme sowie Verbesserungsmöglichkeiten stellte die Versuchsleiterin in Form eines Interviews. Nachdem ein Proband je eine Fahrt mit beiden Systemen durchgeführt hatte, wurde ihm ein Fragebogen zum direkten Vergleich beider Warnkonzepte vorgelegt.

### 7.4.3 Beanspruchungsmessung

Die in der ursprünglichen Forschungsarbeit von Hart und Staveland entwickelten Beanspruchungskategorien des NASA-TLX [31] wurden für die Fahrstudien modifiziert. Diese Vorgehensweise basiert auf der Erkenntnis aus den Vorversuchen, dass bei der Untersuchung von Fahrerassistenzsystemen weniger physische als mentale und in diesem speziellen Fall visuelle Belastungsmerkmale eine Rolle spielen. Hinzu kommt, dass durch die häufigen Vollbremsmanöver eine zusätzliche Belastung der Probanden entsteht, die durch eine spezielle Kategorie abgefragt werden soll, um die Vermischung mit systembezogenen Beanspruchungsmerkmalen zu vermeiden. Eine ähnliche Vorgehensweise findet sich bei [17] (Untersuchung von Methoden zur Belastungsmessung bei Navigationssystemen) und [47] (Messung der Beanspruchung bei Einparkvorgängen mit verschiedenen Assistenzsystemen). Tabelle 7.4 gibt einen Überblick über die vorgenommenen Modifikationen.

Dimension	Beschreibung
Aufmerksamkeit für Spurhaltung	Wie viel Aufmerksamkeit war erforderlich, um das Fahrzeug in der Spur zu halten?
Aufmerksamkeit für Entdeckung von Hindernissen	Wie viel Aufmerksamkeit war erforderlich, um die Hindernisse zu entdecken?
Gleichzeitige Wahrnehmung von Umwelt und Display	Wie schwierig war es für Sie, die Umwelt zu beobachten und gleichzeitig Informationen aus dem Display wahrzunehmen?
Häufigkeit der Hindernisse	Wie hoch war die Beanspruchung durch die Häufigkeit der Hindernisse?
Einschätzung gefährlicher Fahrsituationen	Wie schwierig war es für Sie, gefährliche Fahrsituationen (ggf. unter Zuhilfenahme der im Display dargestellten Warninformationen) einzuschätzen?
Gesamtfahrleistung	Wie schätzen Sie Ihre Gesamtfahrleistung ein? (Im Sinne von vermiedenen Unfällen und zügigem Vorankommen)

Tabelle 7.4: Modifizierte Beanspruchungskategorien des NASA-TLX-Fragebogens

Die Skalenwerte reichen von 1 (geringe Beanspruchung) bis 20 (hohe Beanspruchung). Beim Ausfüllen der Skalen durften die Probanden sich an ihren Bewertungen von vorangegangenen Fahrten orientieren; Verständnisfragen wurden jederzeit durch die anwesende Versuchsleiterin geklärt. Der vom Messprinzip vorgeschriebene Paarvergleich der Kategorien zur Errechnung einer globalen Gewichtung wurde nach Abschluss aller drei Fahrten vorgenommen.

## 7.5 Ergebnisse der objektiven Daten

In Tabelle 7.5 ist eine Übersicht der Warnhäufigkeiten für die einzelnen Fahrten dargestellt. Hierbei wird zwischen

- korrekten Warnungen,
- fehlenden Warnungen (Warnung bleibt vollständig aus),
- späten Warnungen (Warnung findet erst 0,8 s vor der Reaktion statt<sup>7</sup>) sowie
- Fehlwarnungen

unterschieden. Für die im Folgenden beschriebenen Auswertungen wurden nur solche Warnungen gezählt, deren Dauer 0,2 s überschreitet.<sup>8</sup>

Studie	Fahrer	Warnungen analoges HMI				Warnungen EUCLIDE				
		korrekt	spät	fehlend	falsch	korrekt	spät	fehlend	falsch	(„akut“)
1	MAWA20	17	1	0	30	12	6	0	12	(3)
	REKA01	17	1	0	34	16	1	1	19	(5)
	NIGR08	16	2	0	30	13	5	0	15	(3)
	STPO05 <sup>a</sup>	10	1	0	22	11	4	0	13	(3)
	ANBO26 <sup>a</sup>	15	1	0	41	14	3	0	18	(2)
	FRSA01	16	2	0	34	11	7	0	11	(1)
	SIDE30	13	0	0	41	12	6	0	25	(9)
2	HOIW01	14	3	0	37	15	2	1	16	(7)
	ANBA14	15	3	0	36	13	1	0	27	(3)
	CHBA03	16	2	0	37	13	4	1	19	(6)
	HESC28	16	1	1	44	10	5	1	29	(9)
	ROKU12	16	2	0	35	12	6	0	16	(7)
	DASC12	17	1	0	41	10	7	0	32	(10)
	MAGL02	14	2	1	56	15	2	0	38	(8)
	KABU30	15	3	0	41	12	6	0	23	(11)
	MABU31	15	3	0	44	11	6	1	30	(9)
	BISC09	18	0	0	45	14	4	0	21	(6)

Tabelle 7.5: Verteilung der Warnungen in Studie 1 und 2

<sup>a</sup> Aufgrund von Ausreißern, die nicht mitgewertet wurden, kann die Gesamtanzahl der „korrekten“ Szenarien zwischen den Fahrern variieren.

Bei Studie 1 ist die Häufigkeit von Fehlwarnungen des analogen HMI mit einem Durchschnitt von 33 mehr als doppelt so hoch wie die der fehlerhaften Warnungen im „Info“-Modus des EUCLIDE Systems (Durchschnitt: 16). Primäre Auslöser für Fehlwarnungen sind solche Szenarien, in denen wenige Randobjekte mit hohem *RCS* (Erläuterung s. Seite 36), z.B. Schilder / Häuser / Felsen, in Kombination mit einem kurvigen Fahrbahnverlauf

<sup>7</sup>Dieser Wert entspricht laut [35] dem 2. Perzentil der typischen Reaktionszeiten bei Notbremsungen. Sofern die Warnung nach diesem Zeitpunkt angezeigt wird, kann davon ausgegangen werden, dass der Fahrer das Hindernis bereits vor der Warnung erkannt hat und das System ihm nicht den vollen Nutzen bringt.

<sup>8</sup>Bei Darbietungszeiten von weniger als 0,2 s für visuelle Informationen befindet man sich laut [81] im Bereich des „subliminalen Priming“, bei dem die sensorische Schwelle des Menschen noch nicht überschritten ist und die angezeigten Informationen nicht bewusst wahrgenommen werden. Laut [28] benötigt das visuelle System etwa 0,2 s, um komplexe, bedeutungshaltige Reizmuster wahrnehmen zu können.

aufzutreten. Die Ursache hierfür liegt in der zu geringen Anzahl von Randobjekten für eine stabile Kursprädiktion.

Der deutliche Unterschied in der Gesamtanzahl der Fehlwarnungen zwischen den Systemen wird dadurch hervorgerufen, dass beim EUCLIDE-System eine Warnung nicht direkt beim erstmaligen Unterschreiten der Warnschwelle, sondern erst nach einer Filterung ausgegeben wurde, um insbesondere häufige akustische Fehlwarnungen durch kurzzeitige Fehler in der Kursprädiktion zu vermeiden.

In Studie 2 (ohne die Unterstützung der Spurdetektion des Videosensors) liegt das Verhältnis der durchschnittlichen Anzahl von Fehlwarnungen bei 46 (analoges HMI) zu 25 (EUCLIDE); der Unterschied beträgt 46 %. Hinsichtlich der Fehlwarnungen des EUCLIDE-Systems wurden die Fahrer in Studie 1 mit einem nahezu perfekten System konfrontiert, welches zwar insbesondere in den Szenarien der Kategorie "c" vergleichsweise späte Warnungen ausgab, jedoch die akuten Warnungen quasi fehlerfrei präsentierte.

Die bereits in Kapitel 7.3.2 zitierten Untersuchungen zu Fehlwarnungen von [50] und [20] deuten auf einen direkten Zusammenhang zwischen der Systembewertung durch die Fahrer und die Häufigkeit der Fehlwarnungen hin. Die Akzeptanz der Warnqualität<sup>9</sup> durch die Fahrer wirkt sich wiederum auf die Effizienz und Effektivität der Reaktion bei einer berechtigten Warnung aus. Daher werden zunächst die Messdaten der Fehlwarnungen untersucht, um gemäß dem in Tabelle 7.2 dargestellten Untersuchungskonzept die „Kosten“ der Systeme im Hinblick auf die Effizienz der Reaktionen zu vergleichen.

### 7.5.1 Reaktionen auf Fehlwarnungen

Als Arbeitshypothese für die folgenden Auswertungen wird davon ausgegangen, dass eine Fehlwarnung dann ganz besonders störend für den Fahrer ist, wenn sie ihn zu einer Bremsreaktion veranlasst. Dementsprechend zeigt die folgende Tabelle 7.6 eine Zusammenstellung der Häufigkeiten von Fehlwarnungen (FW) sowie der darauf zurückzuführenden Bremsreaktionen (R). Für diese Auswertung wurde eine zusätzliche Auswahl der gemessenen Bremsmanöver getroffen, so dass Reaktionen, die in Zusammenhang mit der Fehlwarnung auf ein Ortsschild oder einer Baustelle stehen, nicht berücksichtigt wurden, da die Bremsreaktion auch auf die notwendige Geschwindigkeitsreduktion beim Passieren des jeweiligen Bereichs zurückgeführt werden kann.

Der Vergleich der Reaktionen bezogen auf die Anzahl der Fehlwarnungen macht in beiden Studien einen signifikanten Unterschied zwischen dem analogen HMI und dem EUCLIDE-System deutlich. Während beim analogen HMI nur auf 8 % (Studie 1), bzw. 12 % (Studie 2) der Fehlwarnungen reagiert wurde, lag der Anteil für EUCLIDE in Studie 1 fünfmal und in Studie 2 dreimal höher. Der Unterschied ist auch absolut gesehen deutlich: Es fanden wesentlich weniger Bremsreaktionen bei Fahrten mit dem analogen HMI im Vergleich zu EUCLIDE statt. Aus den Daten ist somit ein klarer Vorteil des mit dem analogen HMI entwickelten Warnkonzepts bei der Reaktion auf Fehlwarnungen ableitbar.

Insbesondere bei den hier abgeprüften Szenarien (Bremsmanöver vor stehendem Objekt) muss bei EUCLIDE eine akute Warnung so früh ausgegeben werden, dass eine Filterung von Fehlwarnungen vor der Ausgabe im HMI, z.B. durch eine Mindestanzahl von Rechenzyklen, innerhalb derer die Warnbedingungen erfüllt sein müssen, stark erschwert wird. Entsprechend der hohen Signalwirkung der Warnstufe „Akut“ wurde im Mittel auf 80 %

<sup>9</sup>Die Warnqualität bezeichnet das Verhältnis aus Fehlwarnungen und berechtigten Warnungen.

Studie	Fahrer	analoges HMI			EUCLIDE „Info“			EUCLIDE „Akut“		
		FW <sup>a</sup>	R <sup>b</sup>	R/FW <sup>c</sup>	FW <sup>a</sup>	R <sup>b</sup>	R/FW <sup>c</sup>	FW <sup>a</sup>	R <sup>b</sup>	R/FW <sup>c</sup>
1	MAWA20	26	2	0,08	11	3	0,27	2	2	1,00
	REKA01	26	3	0,12	16	8	0,50	4	3	0,75
	NIGR08	23	2	0,09	15	1	0,07	3	1	0,33
	STPO05	16	2	0,13	10	4	0,40	2	2	1,00
	ANBO26	32	1	0,03	15	8	0,53	2	1	0,50
	FRSA01	29	4	0,14	9	5	0,56	0	0	-
	SIDE30	36	1	0,03	23	13	0,57	8	8	1,00
	$\Sigma / \emptyset$	188	15	0,08	99	42	0,42	21	17	0,81
2	HOIW01	33	0	0,00	15	2	0,13	6	2	0,33
	ANBA14	34	1	0,03	25	8	0,32	3	3	1,00
	CHBA03	30	3	0,10	18	8	0,44	5	5	1,00
	HESC28	40	8	0,20	28	8	0,29	7	5	0,71
	ROKU12	32	2	0,06	16	7	0,44	6	6	1,00
	DASC12	37	5	0,14	28	6	0,21	7	5	0,71
	MAGL02	47	12	0,26	34	16	0,47	6	5	0,83
	KABU30	35	4	0,11	19	11	0,58	7	5	0,71
	MABU31	40	3	0,08	25	12	0,48	8	7	0,88
	BISC09	38	6	0,16	19	5	0,26	5	4	0,80
	$\Sigma / \emptyset$	366	44	0,12	227	83	0,37	60	47	0,78

Tabelle 7.6: Reaktionen auf Fehlwarnungen in Studie 1 und 2

<sup>a</sup> FW: Anzahl der Fehlwarnungen

<sup>b</sup> R: Anzahl der Bremsreaktionen

<sup>c</sup> R/FW: Anzahl der Reaktionen dividiert durch Anzahl der Fehlwarnungen; hierfür ist zusammenfassend nicht die Summe, sondern der Durchschnitt angegeben.

der Fehlwarnungen reagiert, wobei die Bremsreaktionen in der Mehrzahl zu einem deutlichen Geschwindigkeitsabbau führten.

Weiterhin fällt auf, dass das Verhältnis R/FW beim analogen HMI von Studie 1 nach Studie 2 ansteigt (im Durchschnitt von 0,08 auf 0,12), während es bei EUCLIDE abnimmt (von 0,42 auf 0,37, bzw. von 0,81 auf 0,78). Eine Varianzanalyse zeigt, dass keiner der Unterschiede innerhalb der Systeme signifikant ist ( $p > 0,05$ ). Allerdings lässt sich den subjektiven Daten entnehmen, dass die Probanden in Studie 2 den Warnungen des analogen HMI mehr vertrauten als denen von EUCLIDE. In Studie 1 stellt sich der entgegengesetzte Effekt ein. Daher ist es wahrscheinlich, dass der Unterschied zwischen den beiden Studien auf einem geänderten Systemvertrauen basiert.

Eine detailliertere Analyse für das stark unterschiedliche Verhalten der Fahrer in Verbindung mit den verschiedenen HMI Varianten liefert der Vergleich von Warndauern und Bremsreaktionen. Hierzu zeigen die Boxplots in den Abbildungen 7.4 und 7.5 eine Gegenüberstellung der Anzeigedauern von Warnungen, berechnet vom Warnbeginn bis zur Bremspedalbetätigung, für die folgenden Fälle:

- Fehlwarnungen, auf die keine Bremsreaktion erfolgt ist,
- Fehlwarnungen, auf die eine Bremsreaktion erfolgt ist,
- berechnete Warnungen der Kategorie „a“, auf die eine Bremsreaktion erfolgt ist.

Die Angabe einer „bezogenen Warndauer“ ermöglicht die Berücksichtigung des dargestellten Grauwerts:

$$\text{bez. Warndauer} = \sum_{t=T_{WB}}^{T_{BR}} \left( \frac{\text{dargestellter Grauwert}(t)}{\text{maximaler Grauwert}} \cdot \Delta t \right) \quad (7.1)$$

Mit:

$T_{WB}$  : Zeitpunkt zum Warnbeginn

$T_{BR}$  : Zeitpunkt zum Beginn der Bremsreaktion

$\Delta t$  : Zykluszeit des Warnsystems (0,1 s)

Als „maximaler Grauwert“ wird der Wert 255 eingesetzt.<sup>10</sup>

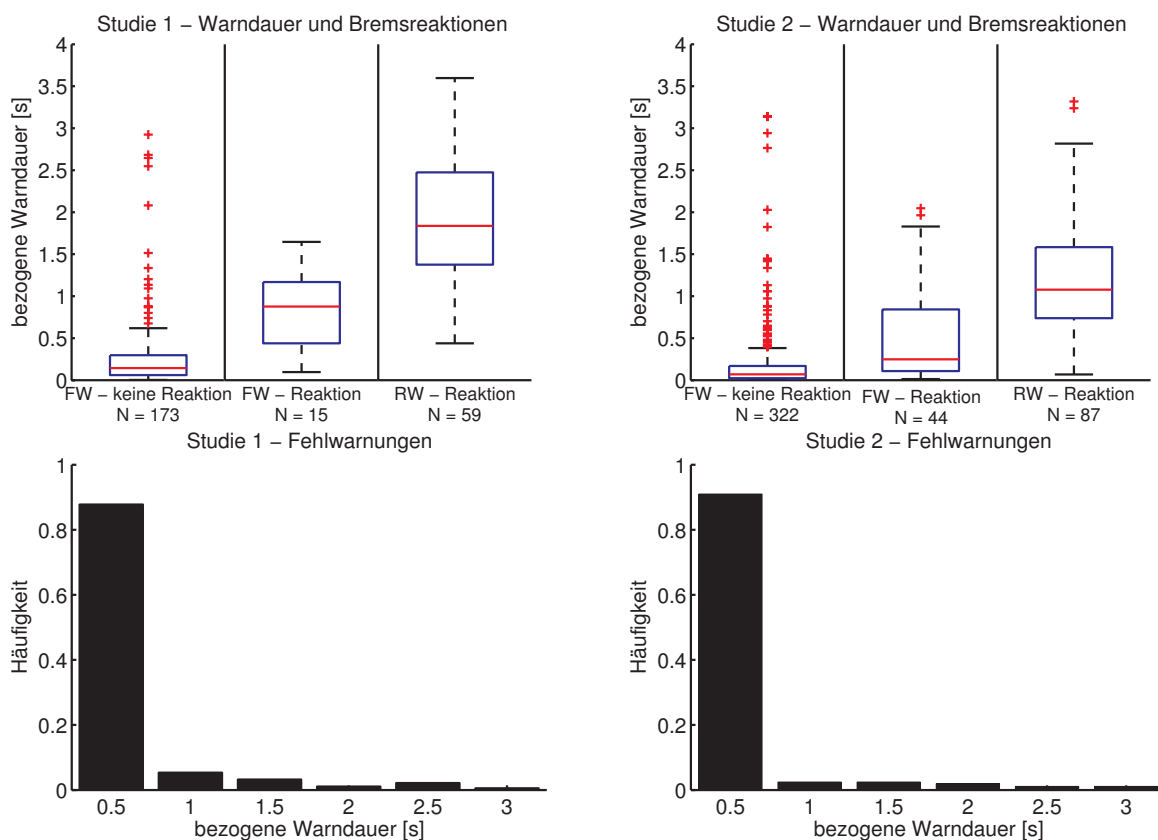


Abbildung 7.4: Zusammenhang Warndauer und Bremsreaktion für das analoge HMI in Studie 1/2 (Erläuterung zu den Boxplots: Die Box selbst stellt das untere und das obere Quartil dar, die rote Linie zeigt den Median an. Die Länge der Whisker (gestrichelte Linien) beträgt maximal das 1,5-fache des Interquartilabstands, sofern sich dort noch Messpunkte befinden. Die roten Kreuze markieren Ausreißer, die außerhalb dieses Bereichs liegen.)

Wie die Grenze des unteren Quartils der Spalte „FW - Reaktion“ für Studie 1 in Abbildung 7.4 zeigt, reagierten die Fahrer in der Regel erst dann auf eine Anzeige im analogen HMI, wenn die bezogene Warndauer größer 500 ms war. Es kann also davon ausgegangen werden, dass beim analogen HMI die bezogene Warndauer für die Fahrer ein wesentliches Unterscheidungsmerkmal zwischen berechtigter Warnung und Fehlwarnung darstellt. Der

<sup>10</sup>Dieser Maximalwert entspricht dem verwendeten RGB-Farbschema.

entsprechende Anteil an den Fehlwarnungen lag für beide Studien bei etwa 90 % (Histogramme in Abbildung 7.4 unten) und führte zu der in Tabelle 7.6 dargestellten hohen Unterscheidungsrate der Fahrer zwischen richtigen und falschen Warnungen.

Im Vergleich zwischen Studie 1 und Studie 2 in Abbildung 7.4 fällt weiterhin auf, dass bei Studie 2 der Unterschied zwischen der bezogenen Warndauer, die zu einer Reaktion führt und der bezogenen Warndauer, bei der eine Reaktion vom Fahrer unterdrückt wird, weniger deutlich ausgeprägt ist. Dies lässt sich darauf zurückführen, dass die Vorwarnzeit in Studie 2 aufgrund der schlechteren Kursprädiktion insbesondere bei Hindernissen in Kurveneingängen gegenüber Studie 1 herabgesetzt war. Die Fahrer mussten somit eine schnellere Entscheidung über eine Reaktion treffen, wenn sie die Kollision noch vermeiden wollten.

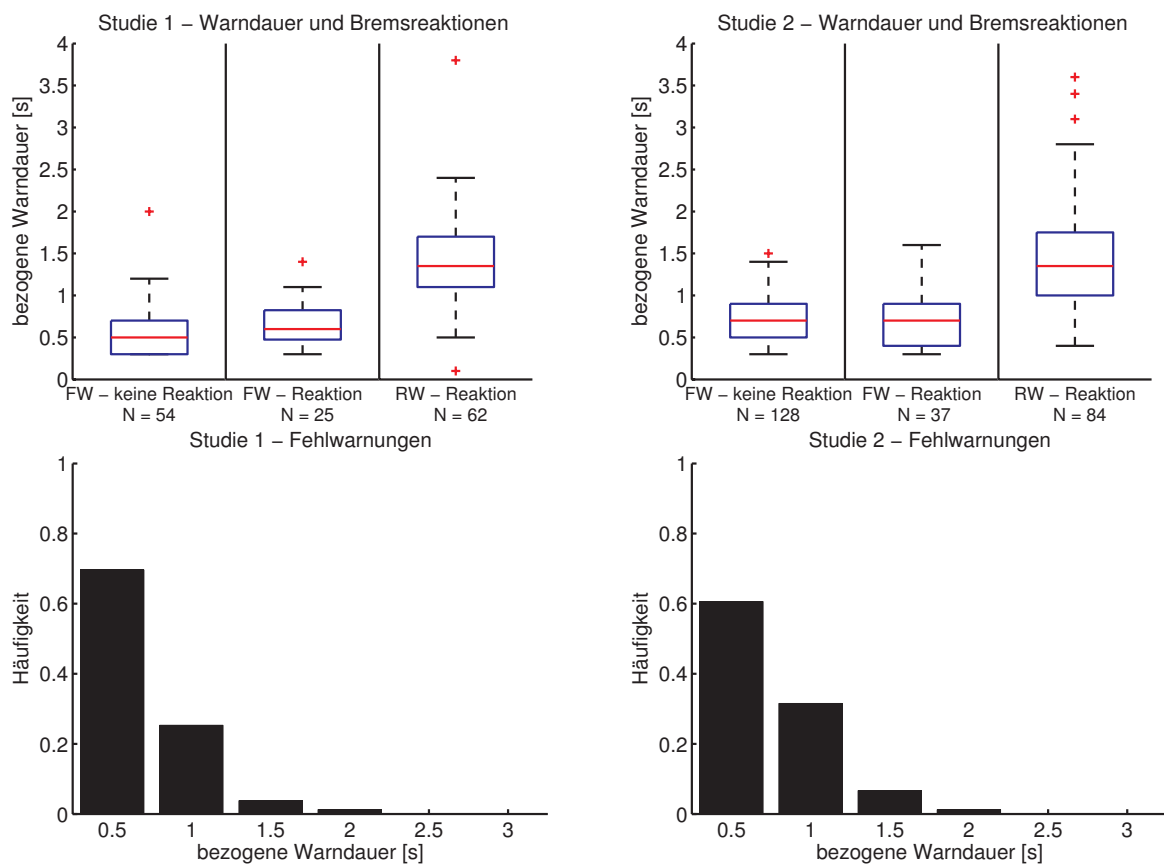


Abbildung 7.5: Zusammenhang Warndauer und Bremsreaktion für das EUCLIDE HMI in Studie 1/2

Ein weiteres Unterscheidungsmerkmal zwischen Fehlwarnung und berechtigter Warnung im analogen HMI lässt sich anhand der dargestellten Hindernisentfernung festmachen: Die Fehlwarnungen, auf die eine Fahrerreaktion stattgefunden hat, wurden in einem Entfernungsbereich von 130 - 150 m angezeigt – dem gleichen Entfernungsbereich, in dem der Fahrer auch eine richtige Warnung erwarten würde. Kam noch ein unübersichtlicher oder schlecht einsehbarer Fahrbahnverlauf hinzu, gingen die meisten Fahrer „auf Nummer sicher“ und bremsten.

Fehlwarnungen, die in unmittelbarer Nähe zum eigenen Fahrzeug angezeigt wurden, führten dagegen zu keiner Reaktion, wohl auch deshalb, weil die Fahrer eine Fehlwarnung im Nahbereich leicht anhand der Außensicht auf ihre Berechtigung hin überprüfen konnten.

Zusammenfassend lässt sich für das analoge HMI festhalten:

Fehlwarnungen werden durch die Fahrer anhand ihrer Dauer, Intensität und angezeigten Entfernung von berechtigten Warnungen unterschieden. Die Unterscheidungsmerkmale werden negativ beeinflusst durch geringe Vorwarnzeiten, welche den Fahrern weniger Beobachtungszeitraum für die Entwicklung der Warnung lassen. In beiden Studien konnten die Fahrer auf Basis der Anzeige im analogen HMI eine Reaktion auf den überwiegenden Teil der Fehlwarnungen unterdrücken.

In Abbildung 7.5 sind die einzelnen Warndauern für das EUCLIDE System dargestellt. Die bezogene Warndauer für EUCLIDE entspricht der tatsächlichen Warndauer, da die Deutlichkeit der Warnung nicht kontinuierlich variiert wird. Bei den Fehlwarnungen wurden nur solche Szenarien gezählt, in denen der „Info“-Modus ohne eine zusätzliche Anzeige des „Akut“-Modus auftrat. Der „Info“-Modus soll gemäß Systemkonzept (vgl. Kapitel 1.1.2) als zusätzliche Filterinstanz dienen, anhand der eine Überprüfung des Nachtsichtbilds durch den Fahrer erfolgen kann, ob sich tatsächlich Hindernisse innerhalb der eigenen Fahrspur befinden.

Im Vergleich zu den Boxplots des analogen HMI fällt eine Unterscheidung zwischen richtiger und falscher Warnung allein anhand der Warndauer sehr schwer, da sich die falschen von den richtigen Warnungen nur um wenige 100 ms Anzeigedauer unterscheiden. Die Mediane der Spalten „FW - keine Reaktion“ und „FW - Reaktion“ liegen deutlich näher beieinander, als beim analogen HMI.

Hinzu kommt die hohe visuelle Verwechslungswahrscheinlichkeit einer nahen (und daher mit einem großen Warndreieck dargestellten) Fehlwarnung im „Info“-Modus mit einer akuten Warnung. Dies führte dazu, dass – im Gegensatz zum analogen HMI – sehr viele Fehlreaktionen auf „Info“-Warnungen stattfanden, die im Nahbereich angezeigt wurden. Offensichtlich nutzten die Fahrer hierbei auch nicht immer die Möglichkeit, sich vor einer Bremsreaktion durch einen Blick auf das Nachtsichtbild zu vergewissern, dass die Warnung berechtigt war.<sup>11</sup>

Auf Basis der dargestellten Analysen liegt das analoge HMI hinsichtlich der „Kosten“, die das System aus Fahrersicht bei den Reaktionen auf Fehlwarnungen verursacht, deutlich niedriger, als das EUCLIDE System. Dies betrifft zunächst die „Kosten“ pro Fehlwarnung. Aus Tabelle 7.6 wird ersichtlich, dass die kumulierten „Kosten“, d.h. die Gesamtanzahl der Fehlwarnungen beim analogen HMI wesentlich höher ist als bei EUCLIDE. Die Berücksichtigung dieses Umstands erfolgt im Rahmen der Analyse von Reaktionen auf berechtigte Warnungen. Es ist dabei zu prüfen, ob eine erhöhte Anzahl von Fehlwarnungen zu einer Minderung der Reaktionen oder zu einer erhöhten Reaktionszeit führt.

Außerdem wird dieser Faktor gemäß Versuchsdesign (Tabelle 7.2) bei der Auswertung der Beanspruchungsmessung in Kapitel 7.6.1 berücksichtigt. Sofern ein Einfluss durch die erhöhte Anzahl von Fehlwarnungen beim analogen HMI vorliegt, muss sich dieser auch in Form einer erhöhten Beanspruchung manifestieren.

## 7.5.2 Reaktionen auf berechtigte Warnungen

Bezugnehmend auf Tabelle 7.2 wird im folgenden Abschnitt die Effektivität von Bremsreaktionen untersucht, deren Ziel es sein sollte, eine Kollision zu vermeiden. Als Bezugsgröße wird die vor einem Hindernis abgebaute Geschwindigkeit gewählt. In Abbildung 7.6 ist

<sup>11</sup>Dies wird untermauert durch die Aussagen der Fahrer in den Fragebögen.



hierzu jeweils der prozentuale Geschwindigkeitsabbau ( $\Delta v$ ) in einer Entfernung von 15 m zum Hindernis, nach Fahrern, Systemen und Studien gegliedert, dargestellt.<sup>12</sup> Als Bezugsgeschwindigkeit ( $v_0$ ) wurde das Maximum der gemessenen Fahrzeuggeschwindigkeit im Bereich [0..2 s] vor dem detektierten Bremsreaktionszeitpunkt verwendet.

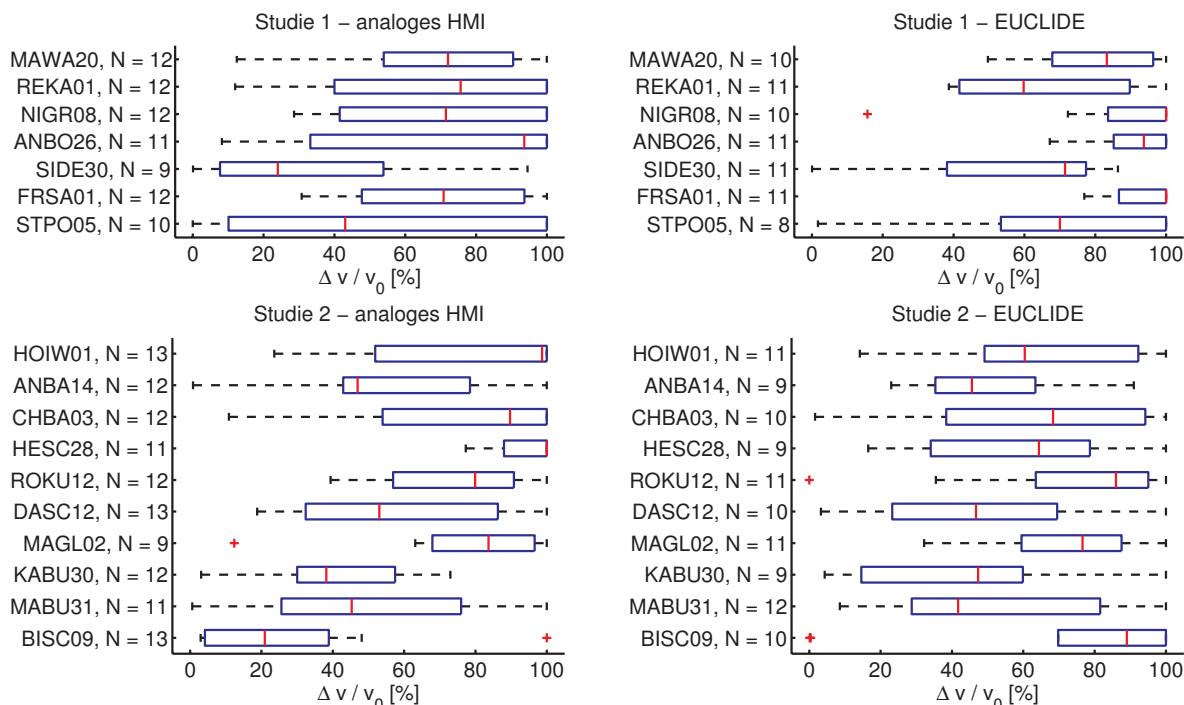


Abbildung 7.6: Prozentualer Geschwindigkeitsabbau 15 m vor dem Hindernis, aufgeschlüsselt nach Probanden

Die Abbildung zeigt interindividuelle Unterschiede zwischen den Fahrern, die deutlich größer sind, als allein auf Basis unterschiedlicher Warnzeitpunkte zu erwarten gewesen wäre. Als Ausnahme hierzu ist die Fahrerin BISC09 zu werten, da sie bei beiden Systemen eine diametral entgegengesetzte Reaktion zeigt, bei der auch keine Überlappung der interquartilen Boxplotbereiche auftritt. Das Ergebnis einer Varianzanalyse mit den Faktoren „System“ und „Fahrer“ deutet signifikant auf eine Interaktion zwischen diesen beiden Faktoren ( $p < 0,01$ ) hin, sofern BISC09 in die Auswertung mit einbezogen wird. Die Ursache für diese Wechselwirkung ist primär auf Probleme bei der gleichzeitigen visuellen Wahrnehmung des analogen HMI und der Fahrscene zu suchen. BISC09 hat diese Aufgabe als fast unmöglich bewertet<sup>13</sup> und liegt damit deutlich über den Wertungen der übrigen Fahrer.

Eine weitere Varianzanalyse ohne BISC09 zeigt, dass zwischen den Systemen in beiden Studien bzgl.  $\Delta v/v_0$  ein signifikanter Unterschied besteht (Studie 1:  $p < 0,01$ ; Studie 2:  $p < 0,05$ ). Der direkte Vergleich der beiden Systeme anhand von Abbildung 7.7 fällt in Studie 1 mit 22 % Unterschied im Median deutlich zugunsten des EUCLIDE Systems aus, während in Studie 2 das analoge HMI einen im Median 14 % höheren Geschwindigkeitsabbau erzielt. Dabei liegt in erster Linie eine Verschlechterung der Reaktionen in Zusammenhang mit

<sup>12</sup>Da für die Statistik eine Auswahl von Szenarien getroffen wurde, die sicherstellt, dass die Bremsreaktionen allein durch die Warnungen und nicht etwa durch eine frühe Sichtbarkeit der Hindernisse erfolgt sind, kann die Anzahl der Szenarien von den in Tabelle 7.5 genannten Werten abweichen.

<sup>13</sup>Diese Bewertung wurde im Rahmen der Beanspruchungsmessung mit dem NASA-TLX-Fragebogen aufgenommen. Eine detailliertere Auswertung erfolgt in Kapitel 7.6.

dem EUCLIDE System vor; der Geschwindigkeitsabbau mit dem analogen HMI ändert sich nicht wesentlich.

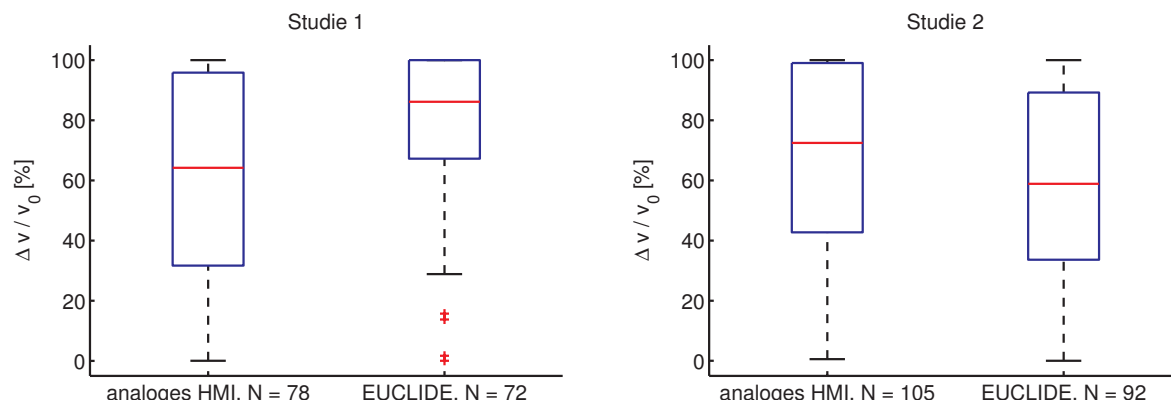


Abbildung 7.7: Prozentualer Geschwindigkeitsabbau 15 m vor dem Hindernis, aufgeschlüsselt nach Systemen

Die deutliche Abnahme im prozentualen Geschwindigkeitsabbau bei EUCLIDE ist auf das Zusammenwirken verschiedener Faktoren zurückzuführen. Zunächst sinkt die Entfernung, in der eine Warnung im „Info“-Modus ausgegeben wird, von 115,3 m (Median in Studie 1) auf 109,7 m (Median in Studie 2). Dies hängt unmittelbar mit der verschlechterten Kursprädiktion in Studie 2 zusammen; eine Anpassung der Parameter für die Warnausgabe zur Kompensation dieses Effekts wäre wegen der signifikanten Erhöhung der Fehlwarnungen nicht in Frage gekommen. Durch die verspätete Ausgabe verliert der „Info“-Modus einen Teil seiner Funktion als Vorwarnung.

In Studie 1 findet aufgrund der geringen Anzahl von Fehlwarnungen ein Großteil der Bremsreaktionen bereits auf die Anzeige der „Info“-Warnung statt, erkennbar an der geringen Zeitdauer zwischen der Ausgabe der „Akut“-Warnung und der Bremsreaktionen, vgl. Tabelle 7.7.

Im Gegensatz dazu warten die Fahrer anscheinend in Studie 2 vor einer Reaktion erst die Warnung im „Akut“-Modus ab. Als Konsequenz findet in Studie 2 eine Bremsreaktion im Mittel 7 m näher am Hindernis statt als in Studie 1, wodurch sich im Wesentlichen der in Abbildung 7.7 dargestellte Unterschied im prozentualen Geschwindigkeitsabbau ergibt.

Zusätzlich zeigen die Daten in den ersten 3 s nach der Bremsreaktion auf eine akute Warnung für Studie 2 im Durchschnitt einen um 5 % geringeren Abbau der Ausgangsgeschwindigkeit als bei Studie 1. Dies deutet darauf hin, dass bei Studie 2 etwas weniger stark gebremst wurde.

Merkmal	Studie 1		Studie 2	
	„Info“	„Akut“	„Info“	„Akut“
Bremsreaktionszeit [s]	1,19	0,32	1,09	0,70

Tabelle 7.7: Medianwerte der Fahrerreaktionen von EUCLIDE für Studie 1 und 2

Die Zeitdauer von maximal 0,70 s zwischen akuter Warnung und Bremsreaktion (Studie 2) spricht dafür, dass die Warnungen des EUCLIDE Systems von den Fahrern kaum durch

einen kognitiven Prozess auf ihre Berechtigung überprüft wurden, sondern mehr oder weniger direkt in eine Bremsreaktion mündeten.

Zum Vergleich mit EUCLIDE kann man für den Beginn einer Warnung im analogen HMI das Überschreiten eines Grauwerts von 100 ansetzen.<sup>14</sup> Hiermit ergibt sich als Median der Bremsreaktionszeit für eine Warnung des analogen HMI eine Dauer von 1,10 s. Dieser Wert liegt 0,40 s über der Reaktionszeit auf eine akute Warnung von EUCLIDE (Tabelle 7.7).

Dieser erhöhte Zeitbedarf für eine Reaktion beim analogen HMI erklärt, weshalb sich – trotz früherer Warnung – nur ein knapper Vorteil für das analoge HMI beim Geschwindigkeitsabbau in Studie 2 einstellt. Der Fahrer braucht hier zwar länger für die „Analyse“ der Warnung, hat dadurch aber auch im Vergleich zu EUCLIDE einen Sicherheitsgewinn bei der Reaktion durch eine erhöhte Akzeptanz.

Die Abhängigkeit der Bremsreaktionen vom Ablauf der Warnungsdarstellung im analogen HMI soll nun etwas näher untersucht werden. Das erste Anzeichen für eine Reaktion ist das Lösen des Fahrpedals; unabhängig davon, ob der Fahrer der Warnung Glauben schenkt, zögert er mit dieser Reaktion eine mögliche Kollision weiter hinaus.

Das Konzept des analogen HMI sieht vor, dass sich Systemunsicherheiten bei der Erfassung und Spurzuordnung von Hindernissen in der Deutlichkeit der Warnung äußern. Als Maß hierfür lässt sich nach Gleichung 7.2 der tatsächlich angezeigte Grauwert, bezogen auf den maximal möglichen Grauwert<sup>15</sup> (der einer sehr sicheren Warnung entsprechen würde) in einem bestimmten Entfernungsbereich als „relativer Grauwert“ berechnen:

$$\text{relativer Grauwert} = \sum_{d=100}^{150} \left( \frac{\text{dargestellter Grauwert}(d)}{\text{maximaler Grauwert}} \right) \quad (7.2)$$

Mit:

$d$  : im HMI angezeigte Entfernung des Hindernisses

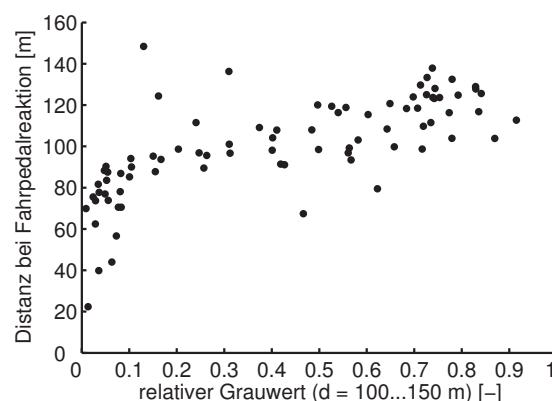


Abbildung 7.8: Distanz bei Fahrpedalreaktion bezogen auf relativen Grauwert im analogen HMI (Studie 2)

<sup>14</sup>Es kann aufgrund der im Folgenden erläuterten Analysen davon ausgegangen werden, dass bei einem Grauwert von 100 die Wahrnehmungsschwelle aller Fahrer überschritten wurde und eine Verlagerung der Aufmerksamkeit auf das HMI stattgefunden hat.

<sup>15</sup>Analog zur Berechnung der bezogenen Warndauer wird für den „maximalen Grauwert“ 255 angenommen.

Wie Abbildung 7.8 für Studie 2 deutlich macht, hängt die Entfernung zum Hindernis, bei der die Fahrpedalreaktion stattfindet, davon ab, wie deutlich die Anzeige des Grauwerts im Entfernungsbereich von 100 m bis 150 m ist. Eine Detailanalyse der Messpunkte ergibt: Sofern eine Warnung angezeigt wird, bei der ein Grauwert von 100 für mehr als 0,5 s sichtbar ist, findet zeitnah das Lösen des Fahrpedals statt. Der hier dargestellte Zusammenhang lässt sich in ähnlicher Weise auch aus den Daten von Studie 1 ableiten.

Zur Analyse der Bremspedalreaktion zeigt Abbildung 7.9 den Zusammenhang zwischen der Entfernung zum Hindernis, bei der eine Bremsreaktion stattfand und der bezogenen Warndauer, die seit der Fahrpedalreaktion im analogen HMI dargestellt wurde (Definition nach Gleichung 7.3). Hier sind nur diejenigen Reaktionen enthalten, bei denen das Loslassen des Fahrpedals in einer Entfernung oberhalb von 90 m erfolgte (frühe und deutliche Warnung). Außerdem wurde zur Berechnung der dargestellte Grauwert auf einen Maximalwert von 100 limitiert.<sup>16</sup>

$$\text{bez. Warndauer seit FP} = \sum_{t=T_{FR}}^{T_{BR}} \left( \frac{\max[\text{dargestellter Grauwert}(t), 100]}{100} \cdot \Delta t \right) \quad (7.3)$$

Zusätzlich zu den bereits für Gleichung 7.1 definierten Größen gilt:

FP : Fahrpedalbetätigung

$T_{FR}$  : Zeitpunkt zum Beginn der Fahrpedalreaktion

Offenbar ist – ähnlich der Fahrpedalreaktion – eine Mindestdauer der Warnung von 0,50 s erforderlich, um eine Bremsreaktion hervorzurufen. Dies wird deutlich durch die Häufung der Reaktionspunkte in diesem Bereich.

Außerdem ist die Streuung der Reaktionspunkte in vertikaler Richtung erkennbar; ein Indiz dafür, dass in einigen Szenarien die bezogene Warndauer von 0,50 s erst bei einer relativ geringen Distanz zum Hindernis erreicht wurde. Ursächlich hierfür sind Einbrüche des dargestellten Grauwerts, die in der Fahrsimulation auf eine kurzzeitige Deplausibilisierung der Spurzugehörigkeit der entsprechenden Hindernisse und somit auf eine unklare Kursprädiktion zurückgehen.

Als Kreis sind in Abbildung 7.9 jene Reaktionen dargestellt, bei denen eine Unterbrechung der Warnung (Grauwert = 0) für mehr als 0,20 s auftrat. Diese Messpunkte liefern einen Hinweis darauf, dass – sofern eine Unterbrechung der Warnung stattfand, die Bremspedalreaktion grundsätzlich erst sehr spät und bei einer deutlichen Überschreitung des Schwellenwerts von 0,50 s (bezogene Warndauer seit FP) erfolgte. Aufgrund der geringen Hindernisentfernung, bei der reagiert wurde, ist anzunehmen, dass die Fahrer von einer Fehlwarnung ausgingen und erst reagierten, als sie das Hindernis tatsächlich sehen konnten. Abbildung 7.10 zeigt ein typisches Beispiel für ein solches Szenario. Der Ausfall der Warnung ist hier auf eine fehlerhafte Kursprädiktion zurückzuführen.

Die Annäherung an einen Felsen auf der Fahrbahn wird durch die Messgröße „Distanz Hindernis“, beginnend bei 200 m, angezeigt. Bei einer Hindernisentfernung von 151 m beginnt

<sup>16</sup>Die Limitierung des dargestellten Grauwerts auf 100 erfolgt, um die Auswertung in Abbildung 7.9 durch Schwankungen des Grauwerts auf hohem Niveau, nicht zu beeinflussen. Aufgrund der vorangegangenen Fahrpedalreaktion kann davon ausgegangen werden, dass die Fahrer die Warnung wahrgenommen haben und ihr, trotz leichter Grauwertschwankungen, die die Wahrnehmbarkeit nicht beeinträchtigen, zunächst vertrauen.

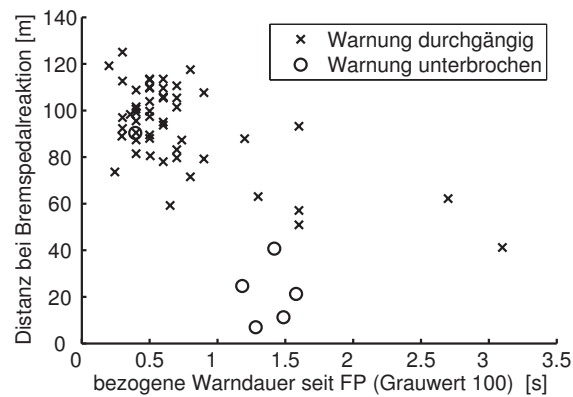


Abbildung 7.9: Distanz bei Bremspedalreaktion über bezogenem Grauwert seit der Fahrpedalreaktion im analogen HMI (Studie 2)

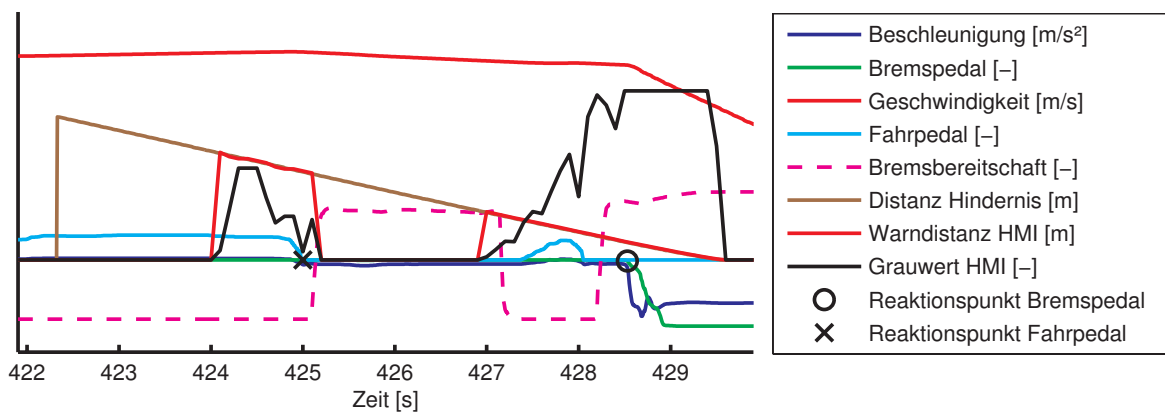


Abbildung 7.10: Späte Bremsreaktion auf unterbrochene Warnung (Felsbrocken in Fahrspur) - Studie 2, Fahrer CHBA03

die Warnung im analogen HMI (Messgröße „Warndistanz HMI“), der dargestellte Grauwert erreicht kurze Zeit später einen Maximalwert von 130 (Messgröße „Grauwert HMI“). Der Fahrer reagiert hierauf 0,7 s später mit dem Loslassen des Fahrpedals (Messgröße „Fahrpedal“ geht auf 0, s.a. „Reaktionspunkt Fahrpedal“). Außerdem setzt er den Fuß sofort auf das Bremspedal um (Anstieg der Messgröße „Bremsbereitschaft“ auf ca. 7).<sup>17</sup>

Allerdings fällt die Warnung zeitgleich ab („Grauwert HMI“ und „Warndistanz HMI“ gehen auf 0), so dass eine Bremspedalbetätigung ausbleibt („Bremspedal“ bleibt auf 0). Die Bremspedalreaktion erfolgt erst beim Zeitpunkt 428,5 s („Reaktionspunkt Bremspedal“ und Anstieg der Messgrößen „Bremspedal“ sowie „Beschleunigung“) nach einer weiteren, deutlichen Warnung mit einem Grauwert von etwa 200.

In Abbildung 7.9 sind auch einige Reaktionspunkte dargestellt, die dem bisher erläuterten Reaktionsablauf widersprechen, da die Bremsreaktion erst spät (60 m) und nach einer sehr langen Warnungsdarstellung ( $>1,5$  s) stattfindet. Eine Begründung für die Streuung der Reaktionspunkte in horizontaler Richtung liefert Abbildung 7.11. Hier sind Boxplots der Hindernisentfernungen dargestellt, bei denen die Bremsreaktionen einzelner Fahrer stattfanden; die Punkte, bei denen ein Fahrer aufgrund einer Unterbrechung der Warnung spät reagiert hat, wurden nicht in die Wertung mit aufgenommen.

<sup>17</sup>Die Bremsbereitschaft wurde über eine Videokamera und einen daran angeschlossenen Analogrechner gemessen, dessen Ausgangswert davon abhängt, wie weit der Fuß das Bremspedal überdeckt.

Es zeigt sich, dass die Fahrerin KABU30 – unabhängig davon, wie früh und deutlich die Warnung zuvor dargestellt wurde – grundsätzlich erst ab einer angezeigten Entfernung von etwa 60 m gebremst hat. Wie sich aus Abbildung 7.11 eindeutig ergibt, muss dieses Verhalten im Vergleich zu den übrigen Fahrern der Studie 2 als Ausreißer angesehen werden.

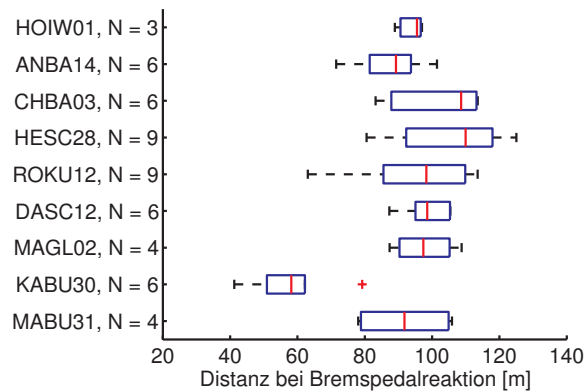


Abbildung 7.11: Hindernisdistanz bei Bremsreaktion im analogen HMI (Studie 2)

Gründe für dieses Verhalten lassen sich aus der Auswertung der Fragebögen ableiten. KABU30 gab hier als problematisch an, dass die Zeit zwischen der Wahrnehmung einer Warnung und dem Erkennen des Hindernisses mit bloßem Auge sehr kurz sei. Auf die Frage, was ihr am System besonders negativ aufgefallen war, stellte sie fest, dass man zwar einen Balken sehe, dadurch aber nicht erkennen könne, wie weit entfernt das Hindernis tatsächlich ist. Diese Aussagen legen die Vermutung nahe, dass KABU30 Probleme mit der Interpretation der dargestellten Perspektive hatte.

Die genannten Ursachen für die Varianz in der Bremsreaktion beim analogen HMI beziehen sich direkt auf die Warnungsdarstellung. Der Einfluss direkt vorangegangener Fehlwarnungen auf einzelne Bremsreaktionen scheint vergleichsweise gering zu sein, wohingegen ein Anstieg der Fehlwarnungen beim EUCLIDE System zu einer deutlichen Verlängerung der Reaktionszeit führt.

Beim analogen HMI fällt weiterhin auf, dass in einer Reihe von Szenarien, bei denen Gegenverkehr herrscht, eine Bremsreaktion trotz deutlicher Warnung erst sehr spät erfolgt. Die Ursache hierfür ist, dass einige Fahrer Gegenverkehr als eine mögliche Ursache für die Ausgabe von Fehlwarnungen annahmen und daher die Warnung mit dem (sichtbaren) Gegenverkehr und nicht mit dem (meist nicht sichtbaren) Hindernis assoziierten. Diese These wird durch entsprechende Aussagen in den Fragebögen gestützt.

Die Auswertung der Reaktionen auf die berechtigten Warnungen in Studie 1 hat gezeigt, dass die Kombination aus akustischer und visueller Warnung bei der akuten Warnstufe von EUCLIDE vorteilhaft ist, wenn beim Fahrer ein hohes Vertrauen in die Ausgabe der Warnungen herrscht. Es konnte jedoch anhand der Studie 2 gezeigt werden, dass Fehlwarnungen dieses Vertrauen bei EUCLIDE herabsetzen, wodurch die Fahrer in ihrer Reaktion gehemmt wurden. Dieser Umstand äußert sich in einer erheblichen Verlängerung der Reaktionszeit sowie in einer verschlechterten Ausführung der Reaktion.

Das analoge HMI führt generell zu einer etwas längeren Reaktionszeit als die akute Warnung von EUCLIDE, während der die Fahrer zusätzliche Informationen über die Verlässlichkeit der Warnung aufnehmen. Diese Informationen werden anscheinend zur Bildung

eines höheren Systemvertrauens auch bei Fehlwarnungen und damit zu einer besseren Reaktion benutzt, wie die Ergebnisse der Studie 2 zeigen. Es liegt die Vermutung nahe, dass die Fahrer sich mit dem analogen HMI besser über die Stärken und Schwächen des Systems bewusst sind und eine differenziertere Bewertung von Warnsituationen vornehmen, als dies bei EUCLIDE der Fall ist. Diese Hypothese ist besonders bei der Auswertung der subjektiven Daten hinsichtlich der Situation Awareness zu prüfen.

Die geschilderten Vor- und Nachteile sprechen dafür, beide Systeme bei der Betrachtung des objektiven Nutzens auf gleichem Niveau einzuordnen. Allerdings gehen die in Kapitel 7.5.1 angesprochenen kumulierten „Kosten“ in Form einer aufgrund erhöhter Fehlwarnungen verschlechterten Reaktion eindeutig zu Lasten von EUCLIDE.

Die zu Beginn dieses Kapitels formulierten Fragestellungen zur optimalen Darstellung von berechtigten Warnungen und von Fehlwarnungen lassen sich nun auf Basis der Auswertungen der objektiven Daten beantworten:

- Eine berechtigte Warnung muss mit einem Grauwert von mindestens 100 kontinuierlich für eine Dauer von etwa 1,00 s dargestellt werden, um eine deutliche Bremsreaktion auszulösen. Unterbrechungen der Warnung, bei denen der Grauwert unter 100 abfällt, dürfen für maximal 0,20 s auftreten.
- Zur bestmöglichen Unterscheidbarkeit zwischen berechtigten Warnungen und Fehlwarnungen sollte die Darstellung einer Fehlwarnung mit Grauwerten  $\geq 100$  einen Zeitraum von 0,50 s nicht überschreiten.

Zur Ableitung lichttechnischer Grenzwerte für die Warnungsdarstellung kann der Grauwert von 100 mit dem Erreichen des Schwellenkontrasts gleichgesetzt werden. Der Schwellenkontrast gibt nach [62] die Wahrnehmungsschwelle an, ab der ein Symbol einer bestimmten Größe, das in einem Head-Up Display dargestellt wird, vom Fahrer visuell wahrnehmbar ist. Mit den Größen:

$K'$  : Schwellenkontrast

$L_O$  : Objektleuchtdichte (Leuchtdichte der Warnung im Display)

$L_U$  : Umgebungsleuchtdichte (Leuchtdichte des Hintergrunds)

ist der Schwellenkontrast folgendermaßen definiert:

$$K' = \frac{L_O - L_U}{L_U} \quad (7.4)$$

Mit Hilfe dieser Formel und weiterer, in Anhang J beschriebener lichttechnischer Zusammenhänge lässt sich bei Kenntnis von

- Umgebungsleuchtdichte und
- Sehwinkel, d.h., Größe der Warnung im Display aus Fahrersicht

die minimale Leuchtdichte berechnen, mit der die Warnung bei einem Grauwert von 100 im Display dargestellt werden muss, um die ermittelten Unterscheidungsmerkmale zwischen berechtigter Warnung und Fehlwarnung zu gewährleisten.

Die dargestellten Überlegungen erlauben eine Übertragung der im Fahrsimulator gewonnenen Erkenntnisse auf die Realität und dienen als Basis für die Parametrierung der Warnungsdarstellung des analogen HMI im Versuchsträger.

## 7.6 Ergebnisse der subjektiven Daten

Dem logischen Aufbau der Fragebögen folgend, werden zunächst die Ergebnisse zur Beanspruchungsmessung und anschließend die Bewertung der Systeme hinsichtlich Situation Awareness sowie Gebrauchstauglichkeit besprochen. Schließlich werden die aus der Beantwortung der Fragebögen abgeleiteten mentalen Modelle der Fahrer bezüglich der Ausgabe von Fehlwarnungen und berechtigten Warnungen dargestellt und analysiert.

### 7.6.1 Ergebnisse der Beanspruchungsmessung

Bei der gewichteten Summe aller Beanspruchungskategorien stellt sich weder in Studie 1 noch in Studie 2 ein signifikanter Unterschied zu Gunsten eines der beiden Systeme ein. Ohne die Wertung von BISC09 zeigt sich allerdings in Studie 2 eine deutliche Veränderung beim Rating des EUCLIDE-Systems, das ungewichtet bei Studie 1 mit einem Median von 11 Punkten im mittleren Bereich der Skala anzusiedeln ist. Bei Studie 2 erhöht sich der Wert jedoch auf 14, während sich das analoge HMI sogar von 11 auf 10 Punkte verbessert und damit eine quasi gleichbleibende Beanspruchung – unabhängig von der Anzahl der Fehlwarnungen – hervorruft.

Eine erhöhte Beanspruchung der Fahrer aufgrund der höheren Anzahl an Fehlwarnungen des analogen HMI ist im Gegensatz zum EUCLIDE-System nicht messbar. Offensichtlich führen die in Kapitel 7.5.1 erwähnten kumulierten „Kosten“, die sich aus der Gesamtanzahl der Fehlwarnungen pro Fahrt ergeben, lediglich bei EUCLIDE zu einer erhöhten Beanspruchung.

Bei den einzelnen Beanspruchungsdimensionen ist hier der Unterschied in der Wertung der visuellen Beanspruchung am auffälligsten. Sie spiegelt sich im Rating der Dimensionen „Aufmerksamkeit für Entdeckung von Hindernissen“ und „Gleichzeitige Wahrnehmung von Umwelt und Display“ wider; Abbildung 7.12 und 7.13 stellen die Ergebnisse hierzu einander gegenüber.

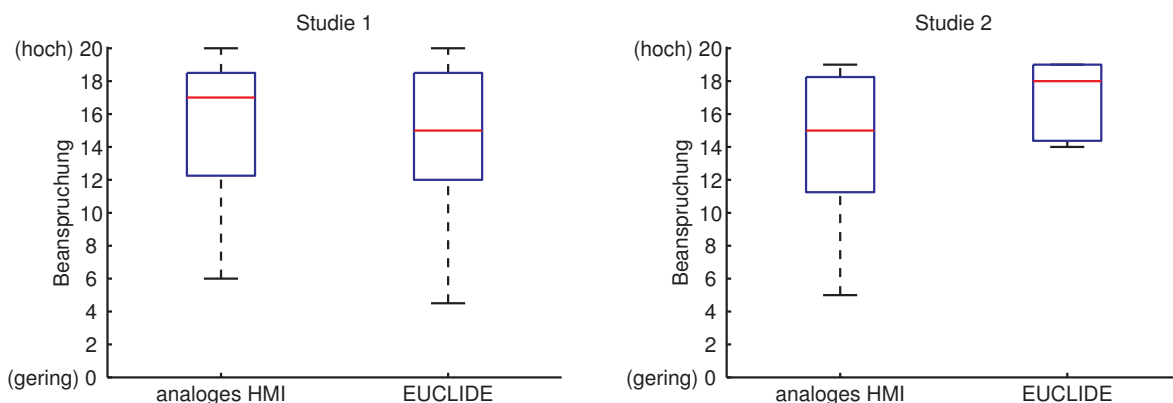


Abbildung 7.12: Rating zur Beanspruchung durch Aufmerksamkeit für Entdeckung von Hindernissen

Der Vergleich der Beanspruchung durch die gleichzeitige Wahrnehmung von Umwelt und Display zeigt eine Verschlechterung des EUCLIDE Systems (Anstieg der Beanspruchung) neben einer deutlichen Verbesserung des analogen HMI um etwa 30 % bei Studie 2.



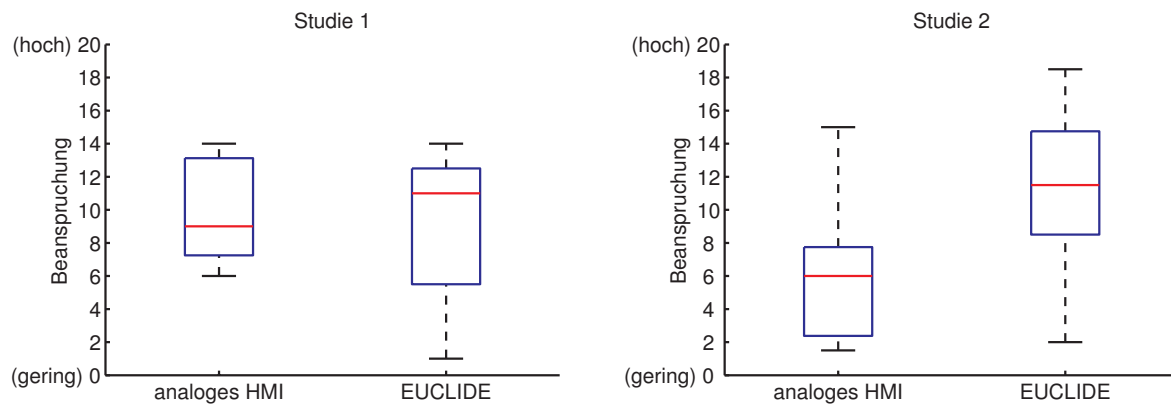


Abbildung 7.13: Rating zur Beanspruchung durch gleichzeitige Wahrnehmung von Umwelt und Display

Die Gründe für den Anstieg der visuellen Beanspruchung bei EUCLIDE werden bei der weiteren Auswertung der Fragebögen deutlich: Um fehlerhafte Reaktionen zu vermeiden, ist eine häufige Überprüfung des Nachtsichtbilds erforderlich, die offenbar wesentlich mehr kognitive Ressourcen in Anspruch nimmt als die periphere Wahrnehmung des analogen HMI. Die gleiche Tendenz zeigt sich auch bei der Beanspruchung durch die Aufmerksamkeit für die Entdeckung von Hindernissen, allerdings weniger stark ausgeprägt.

Aufgrund der höheren Anzahl an Fehlwarnungen in Studie 2 wäre beim analogen HMI eine erhöhte Beanspruchung zu erwarten gewesen. Zur weiteren Analyse zeigt Abbildung 7.14 eine Zusammenstellung der einzelnen Fahrerwertungen für die Beanspruchung durch gleichzeitige Wahrnehmung von Umwelt und Display. Die Zusammenstellung ist nicht nach Studien, sondern nach Geschlecht geordnet.

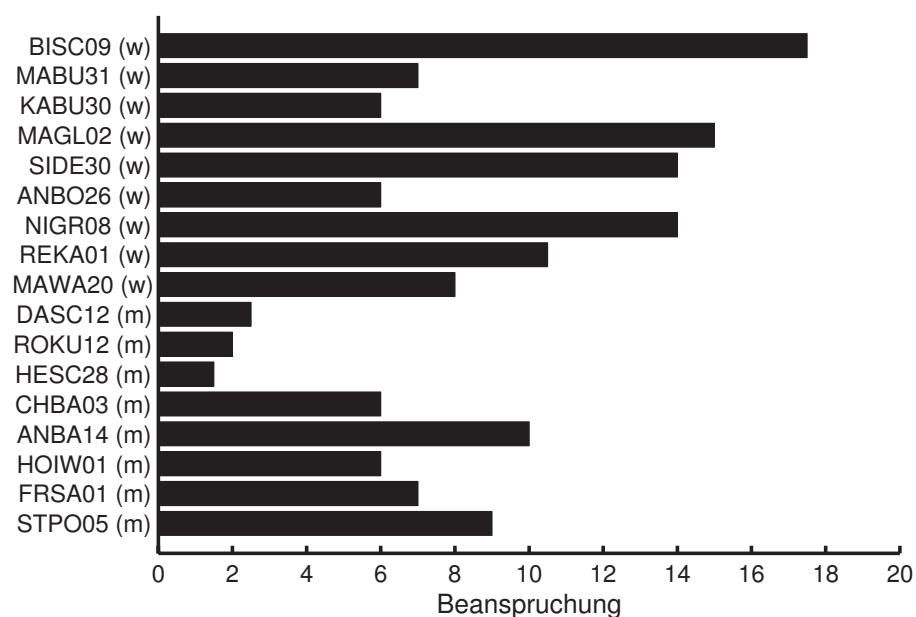


Abbildung 7.14: Rating zur Beanspruchung durch gleichzeitige Wahrnehmung von Umwelt und Display, einzelne Fahrer, analoges HMI

Aus dem Balkendiagramm geht hervor, dass einige Fahrerinnen das analoge HMI sowohl

in Studie 1 als auch in Studie 2 mit einer sehr hohen visuellen Beanspruchung bewerten. Gleichzeitig haben einige (männliche) Fahrer das analoge HMI bei einer sehr niedrigen Beanspruchung eingeordnet. Diese Fahrer stammen alle aus Studie 2.

Vergleicht man die einzelnen Beanspruchungswertungen aus Abbildung 7.14 mit der Anzahl an Fehlwarnungen im analogen HMI für die entsprechenden Fahrer in Tabelle 7.5, so fällt auf, dass sich besonders die hohen Wertungen der Fahrerinnen MAGL02 und SIDE30 auf eine vergleichsweise hohe Anzahl von Fehlwarnungen zurückführen lassen.

Im Gegensatz dazu lassen sich insbesondere die sehr niedrigen Beanspruchungswertungen der Fahrer DASC12 und HESC28 nicht mit besonders niedrigen Fehlwarnraten in Verbindung bringen. Es hat den Anschein, als ob der Einfluss von Fehlwarnungen auf die subjektive Systembewertung durch das Geschlecht positiv oder negativ beeinflusst werden kann.

Eine weitere Erklärung für die außerordentlich gute Bewertung des analogen HMI durch die drei männlichen Fahrer DASC12, ROKU12 und HESC28 gibt die Auswertung von Fragen zur Technikaffinität, die allen Probanden vor den Versuchen gestellt wurden.<sup>18</sup> Das Ergebnis dieser Auswertung ist – wieder nach Geschlecht geordnet – in Abbildung 7.15 dargestellt. Offensichtlich spielt die Technikaffinität insbesondere bei positiven Bewertungen des analogen HMI eine Rolle, da die Fahrer DASC12 und HESC28 für sich eine signifikant höhere ( $p < 0,05$ ) Technikaffinität angeben, als die Fahrerinnen REKA01, ANBO26, KABU30 und BISC09.

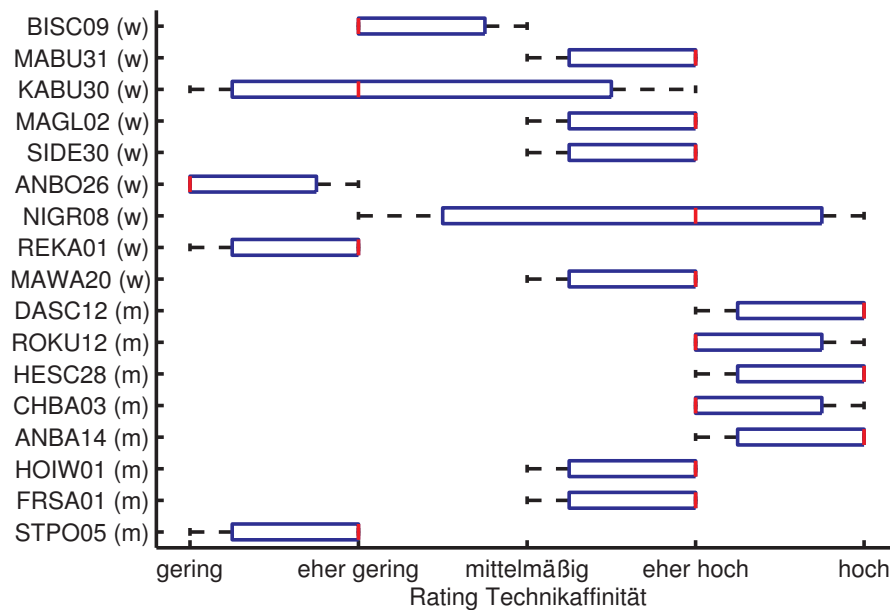


Abbildung 7.15: Rating zur Technikaffinität, einzelne Fahrer

<sup>18</sup>Die Offenheit der Fahrer gegenüber technischen Problemstellungen wurde anhand der Ratings zu drei Fragen aufgenommen:

- „Ich kann ziemlich viele der technischen Probleme, mit denen ich konfrontiert bin, alleine lösen.“
- „Technische Geräte sind für mich oft undurchschaubar und schwer zu beherrschen.“
- „Es macht mir richtig Spaß, ein technisches Problem zu knacken.“

Diese Fragen wurden als wiederholte Messung der Größe „Technikaffinität“ gewertet.

Generell ist ein Zusammenhang zwischen Technikaffinität und Geschlecht sichtbar, wobei Männer sich gegenüber technischen Herausforderungen offener zeigen als Frauen. Aufgrund der geringen Probandenanzahl ist allerdings ein zufälliges Zustandekommen dieses Zusammenhangs nicht auszuschließen.

Wie bereits in Kapitel 7.5.2 angesprochen, hatte die Fahrerin BISC09 ganz erhebliche Probleme bei der visuellen Interpretation der im analogen HMI dargestellten Perspektive. Dies zeigt sich bei den von ihr vorgenommenen Wertungen für die Beanspruchungen der Kategorien „Aufmerksamkeit für Entdeckung von Hindernissen“ und „Gleichzeitige Wahrnehmung von Umwelt und Display“, sowie „Einschätzung gefährlicher Fahrsituationen“. Während das analoge HMI von ihr mit einer sehr hohen Beanspruchung bewertet wurde, schnitt EUCLIDE mit sehr niedrigen Werten ab. Damit unterscheidet sie sich deutlich von den übrigen Probanden. Die Fahrerin gibt hierzu in den Fragebögen an, dass die Warnung im analogen HMI zu spät angezeigt, bzw. zu spät von ihr wahrgenommen wurde. Offenbar hat die Probandin bei EUCLIDE im Wesentlichen auf das akustische Signal der akuten Warnung reagiert; dies wird von ihr auch so im Fragebogen angegeben.

## 7.6.2 Ergebnisse der kombinierten Messung von Situation Awareness und Gebrauchstauglichkeit

Wie aufgrund der geringen Fehlwarnrate zu erwarten war, erzielt das EUCLIDE-System in Studie 1 hinsichtlich sämtlicher Kategorien der Gebrauchstauglichkeit und der Situation Awareness höhere Wertungen als das analoge HMI (Tabelle 7.8). Über alle Kategorien gemittelt entspricht der Abstand beider Systeme mit 0,7 Punkten fast einer Wertungsebene auf der fünfstufigen Skala<sup>19</sup>, wobei EUCLIDE im Bereich großer Zustimmung („trifft eher zu“ mit Tendenz zu „trifft absolut zu“) anzusiedeln ist. Mit einer Fehlerwahrscheinlichkeit von  $p < 0,01$  ist der Unterschied in der Bewertung beider Systeme hochsignifikant.

	Effektivität	Effizienz	Zufriedenheit
Wahrnehmung	analoges HMI: 4,0 EUCLIDE: 4,6	analoges HMI: 3,6 EUCLIDE: 4,4	analoges HMI: 3,5 EUCLIDE: 4,1
Verständnis	analoges HMI: 3,3 EUCLIDE: 4,1	analoges HMI: 4,1 EUCLIDE: 4,6	analoges HMI: k.A. <sup>a</sup> EUCLIDE: k.A. <sup>a</sup>
Reaktion	analoges HMI: 3,8 EUCLIDE: 4,6	analoges HMI: 3,4 EUCLIDE: 4,1	analoges HMI: 3,3 EUCLIDE: 3,9

Tabelle 7.8: Mittelwerte der Fragebogenwertungen aus Studie 1

<sup>a</sup> k.A.: keine Angabe. Hierzu liegen lediglich Aussagen in Textform vor.

Im Gegensatz dazu liegt das analoge HMI in Studie 2 ohne BISC09<sup>20</sup> über alle Kategorien gesehen um 0,2 Punkte vor EUCLIDE,  $p < 0,05$ . Am deutlichsten ist der Unterschied in Tabelle 7.9 im Bereich Wahrnehmung. Während das analoge HMI in den Kategorien Effektivität und Effizienz der Wahrnehmung signifikant vor EUCLIDE liegt, wurde der Bereich Zufriedenheit, ähnlich der Studie 1, besser bei EUCLIDE bewertet, was – wie

<sup>19</sup>Die Skala enthält die Auswahlmöglichkeiten „trifft absolut nicht zu“ (Wertung = 1), „trifft eher nicht zu“ (Wertung = 2), „weder noch“ (Wertung = 3), „trifft eher zu“ (Wertung = 4) und „trifft absolut zu“ (Wertung = 5).

<sup>20</sup>Zur Begründung der Auswertung ohne die Fahrerin BISC09 vgl. Kapitel 7.5.2.

	Effektivität	Effizienz	Zufriedenheit
Wahrnehmung	analoges HMI: 4,3	analoges HMI: 4,0	analoges HMI: 2,8
	EUCLIDE: 3,9	EUCLIDE: 3,4	EUCLIDE: 3,2
Verständnis	analoges HMI: 3,3	analoges HMI: 3,9	analoges HMI: k.A.
	EUCLIDE: 3,2	EUCLIDE: 4,0	EUCLIDE: k.A.
Reaktion	analoges HMI: 3,9	analoges HMI: 3,5	analoges HMI: 2,8
	EUCLIDE: 3,8	EUCLIDE: 3,0	EUCLIDE: 2,6

Tabelle 7.9: Mittelwerte der Fragebogenwertungen aus Studie 2 ohne BISC09

Aussagen einiger Probanden belegen – möglicherweise am höheren Interessantheitsgrad der Darstellung des Videobilds auf dem HUD liegt.

Aus den zusätzlichen Angaben des Fahrers HESC28 ergibt sich als Ursache für die schlechte Bewertung des EUCLIDE-Systems im Bereich Wahrnehmung - Effektivität, dass das Nachtsichtbild nicht aus der Blickperipherie verarbeitet werden konnte und daher bei jeder Warnung eine Verlagerung der Aufmerksamkeit auf das HUD stattfinden musste. Da die Wertung dieser Kategorie in Studie 1 wesentlich besser war, lässt sich ein direkter Zusammenhang mit der erhöhten Anzahl der Fehlwarnungen herstellen. Es ist zu vermuten, dass die verminderte Verlässlichkeit der akustischen Warnung die Fahrer verstärkt dazu nötigt, das Nachtsichtbild zu beobachten und darin nach einer Warnung sowie dem zugehörigen Hindernis zu suchen.

Für den Bereich Wahrnehmung - Effizienz wurde den Fahrern u.a. die folgende Aussage zur Bewertung vorgelegt: „Mit ein bisschen Übung war es für mich einfach, die auf dem Head-Up Display dargestellten Informationen wahrzunehmen.“ Sie wurde mit einem signifikantem Unterschied ( $p < 0,05$ ) zu Gunsten des analogen HMI beantwortet (analoges HMI: „trifft eher zu“; EUCLIDE: „weder noch“). Eine Begründung hierfür liefern die in Kapitel 7.6.1 erläuterten Ergebnisse der visuellen Beanspruchungsmessung.

Im Folgenden werden weitere Erkenntnisse der subjektiven Daten zusammengefasst, die in direktem Bezug zu Reaktionen auf berechtigte Warnungen und Fehlwarnungen stehen.

### 7.6.3 Systembewertung auf Basis der Fehlwarnungen

Alle Fahrer haben erkannt, dass Fehlwarnungen am Häufigsten in Verbindung mit Kurven und Randobjekten (z.B. Schilder) auftreten und führen dies auf Erfassungsprobleme der Warnsysteme zurück. Dieses Wissen nutzten die Probanden auch zur Unterscheidung zwischen Fehlwarnungen und berechtigten Warnungen, weshalb Reaktionen bei Warnungen in Kurven eher unterdrückt oder erst verspätet ausgeführt wurden.

Eine zusätzliche Verwendung des bei EUCLIDE dargestellten Videobilds zur Plausibilisierung der Warnungen durch Blickzuwendung fand eher selten statt. Die Mehrzahl der Fahrer kritisiert sogar die nur schwer durchführbare Ortung von Hindernissen im Bild, trotz des eingeblendeten Warndreiecks der „Info“-Warnung. Außerdem wird die erhöhte kognitive Beanspruchung durch die erforderliche Auswertung des Nachtsichtbilds bemängelt. Die ausschlaggebende Informationsquelle zur Unterscheidung zwischen einer berechtigten Warnung und einer Fehlwarnung im EUCLIDE-System war bei Studie 1 die Ausgabe der akustischen Warnung. Aufgrund der gestiegenen Fehlwarnrate war dieser Mechanismus in Studie 2 nicht mehr nutzbar, weshalb die akustische Warnung hier auch von der Mehrzahl der Fahrer als Störfaktor empfunden wurde. Viele Probanden geben außerdem an, bei ei-

ner akustischen Warnung automatisch stark gebremst zu haben, wohl wissend, dass dieses Verhalten im realen Folgeverkehr schwerwiegende Folgen haben könnte.

Beim analogen HMI werden von den Fahrern die in Kapitel 7.5.1 bei der Auswertung der Reaktionen auf Fehlwarnungen identifizierten Mechanismen zur Unterscheidung zwischen Fehlwarnungen und berechtigten Warnungen bestätigt. Auch die Fragebogenelemente zur Analyse des Systemverständnisses stützen diese Interpretation, wobei auffällt, dass in Studie 1 ein leicht fehlerhaftes Verständnis der Anzeige von Randobjekten im analogen HMI vorherrschte. Die Mehrzahl der Fahrer ging hier davon aus, dass Randobjekte, sofern sie den prädizierten Fahrschlauch berühren, im HMI als graue Balken *außerhalb* der dargestellten Fahrbahnmarkierungen angezeigt werden. Diese Interpretationsprobleme treten gehäuft bei den weiblichen Studienteilnehmern auf und korrelieren auch mit der niedrigen Technikaffinität dieser Probanden. Allerdings lässt sich aufgrund der kleinen Stichprobe ein zufälliges Zustandekommen dieser Korrelation nicht ausschließen.

#### 7.6.4 Systembewertung auf Basis der berechtigten Warnungen

Die Einschätzung der Gefährlichkeit bestimmter Fahrsituationen und die subjektive Einschätzung der Qualität ihrer zugehörigen Reaktionen zur Kollisionsvermeidung wurde durch eine Befragung der Probanden während der Fahrt aufgenommen. Die Befragung erfolgte jeweils nach einem Szenario der Kategorie „a“ oder „c“. Die Ergebnisse dieser Befragung verhalten sich analog zu den Resultaten der objektiven Daten. In Studie 1 wurde die Qualität der Reaktion mit dem EUCLIDE-System signifikant besser eingeschätzt, als mit dem analogen HMI. Dies zeigt eine gute Selbsteinschätzung der Probanden.

Beide Studien zeigen eine ausgeprägte negative Korrelation zwischen der Beantwortung der Fragen „Wie gut haben Sie die Situation gemeistert?“ und „Wie gefährlich war die Situation für Sie?“, d.h., je gefährlicher die Fahrer eine Situation einschätzen, desto besser haben sie ihrer Meinung nach diese Situation gemeistert. Die Wertungen in Studie 2 offenbaren – ohne BISC09 – keine signifikanten Unterschiede zwischen den beiden Systemen, weder hinsichtlich der Bewertung der Reaktion, noch in Bezug auf die Gefährlichkeit der Situation.

Viele Fahrer bemängeln zwar eine zu späte Warnausgabe bei EUCLIDE, sind aber der Meinung, mit diesem Warnsystem deutlich früher zum Stillstand gekommen zu sein, als mit dem analogen HMI. Ursächlich hierfür ist offenbar einerseits das Videobild, das laut Fahrer DASC12 „mehr gefühlte Kontrolle“ über die Fahrsituation gibt sowie die akustische Warnung, die vielen Fahrern wegen ihrer Deutlichkeit ein Gefühl der Sicherheit verleiht. Ohne den Warnton sind sie der Meinung, später reagiert zu haben.

Eine periphere Wahrnehmung geben die Probanden nur im Zusammenhang mit dem analogen HMI an. Insbesondere in Studie 2 wurde die „einfache, deutliche Symbolik“ des analogen HMI bevorzugt, da sie weniger Aufmerksamkeit auf sich zieht und einfacher zu interpretieren ist als das Videobild von EUCLIDE. Auch die Unterscheidung zwischen Fahrzeugen und sonstigen Hindernissen im EUCLIDE HMI ist aus Fahrersicht keine wichtige Information, sondern trägt eher zur Verwirrung bei, zumal dieser Hinweis ohnehin oft verloren geht, „weil er nur aus dem Augenwinkel gesehen wird“.

Die perspektivische Entfernungsangabe anhand der Segmente im analogen HMI schneidet insbesondere in Studie 2 in der Fahrerwertung wesentlich besser ab als die von EUCLIDE dargestellte Überlagerung der Objektposition im Videobild mittels Warndreieck. Einige Fahrer äußern allerdings auch Probleme bei der Ableitung einer konkreten Hindernisentfernung aus der Darstellung des analogen HMI. Die Angabe einer lateralen Hindernisposition

anhand des farbigen Kreuzes im Nahbereich lehnen die meisten Probanden in Studie 2 ab, da das Hindernis in diesem Entfernungsbereich bereits deutlich im Scheinwerferlicht zu sehen und eine unfallvermeidende Reaktion nicht mehr möglich ist.

Hinweise auf die Verlängerung der Reaktionszeit durch vorangegangene Fehlwarnungen geben die Äußerungen einiger Fahrer in Zusammenhang mit dem EUCLIDE HMI in Studie 2. So gibt MABU31 an, sich wegen der zahlreichen Fehlwarnungen ab der Hälfte der Fahrt nicht mehr auf das EUCLIDE System verlassen zu haben.

## 7.7 Zusammenfassung und Diskussion der Ergebnisse

Für den Vergleich des neuen warnenden Nachtsichtsystems mit dem stufig warnenden EUCLIDE-System, das dem Stand der Technik entspricht, wurde ein neuartiges Untersuchungsdesign entwickelt, das die beiden zur Untersuchung von Fahrerassistenzsystemen etablierten Konstrukte „Situationsbewusstsein“ und „Gebrauchstauglichkeit“ miteinander verbindet. Unter Einbeziehung von Beanspruchungsmerkmalen wurden aus den genannten Konstrukten Untersuchungsmaße zur Erfassung subjektiver und objektiver Messdaten der Probanden abgeleitet. Schließlich erfolgte der Vergleich des analogen HMI und des EUCLIDE-Systems in der Fahrsimulation anhand einer Kombination aus Nutzen- und Fehlwarnszenarien.

Die Ergebnisse zeigen, dass das analoge HMI seine eindeutigen Stärken in der Filterung von Fehlwarnungen bei geringer kognitiver und visueller Beanspruchung besitzt. Der Vorteil des EUCLIDE-Systems besteht in der Direktheit der Kombination aus akustischer und visueller Warnungsdarstellung. Das Warndilemma an sich vermag auch das analoge HMI nicht aufzulösen, wobei sich im Wesentlichen die Kursprädiktion mit unzureichender Reichweite als „Nadelöhr“ erweist. Die hierdurch hervorgerufenen Störungen bei der Hindernisauswahl, insbesondere bei Kurven, führen beim schwellenbasierten EUCLIDE System entweder zu keiner Beeinträchtigung der Warnung oder allenfalls zu einer verspäteten Aktivierung der Warnausgabe, je nachdem, ob die Warnschwelle vor der Störung bereits überschritten war oder nicht.

Beim analogen HMI sind diese Störungen im Verlauf einer Warnung als deutliche Grauwertschwankungen und in Form von Unterbrechungen des Flussmusters der Warnung erkennbar und werden als Unsicherheitsfaktor in die Entscheidung, ob und wann eine Reaktion erfolgen soll, mit einbezogen. Die Reaktionszeit eines Fahrers ist mit dem analogen HMI umso geringer, je höher die anhand der angezeigten Annäherung an das Hindernis empfundene Dringlichkeit ist und je höher das anhand der Durchgängigkeit der Anzeige ermittelte Vertrauen in die Warnung ist. Das generelle Niveau der Reaktionszeit wird durch längerfristige Erfahrungswerte des Fahrers mit dem System beeinflusst.

In Bezug auf die Verlässlichkeit der Warnausgabe bietet das analoge HMI eine wesentlich bessere Unterstützung des Situationsbewusstseins der Fahrer als das EUCLIDE System. Die Kehrseite besteht darin, dass die Wertung des Gesamtsystems durch die Fahrer trotz objektiv besserer Reaktionsleistungen hinter der eines „digital“ warnenden Systems wie EUCLIDE zurückbleibt, da die Schwächen der Objektdetektion und der Kursprädiktion beim analogen HMI besser erfahrbar sind. Die Äußerungen einiger Fahrer lassen allerdings auch eine gewisse Gefahr erkennen, dass sie sich durch die mangelnde Rückmeldung des EUCLIDE Systems über Hindernisplausibilitäten in einer Sicherheit wiegen, die das System tatsächlich gar nicht liefert.

# Kapitel 8

## Expertenevaluierung im Fahrzeug

Zum Nachweis der Wirksamkeit des entwickelten Warnkonzepts in realen Fahrsituationen wurde im Anschluss an die Systemuntersuchung in der Fahrsimulation eine Expertenevaluierung im Testfahrzeug durchgeführt. Im Rahmen dieses Feldversuchs fand eine Detailanalyse des Reaktionsverhaltens im Zusammenspiel mit berechtigten und falschen Warnungen des analogen HMI statt. Durch die so gewonnenen Ergebnisse sollten die Erkenntnisse der Fahrsimulation bestätigt und weiter vertieft werden.

Um möglichst effektiv viele Hinweise zur Optimierung des Warnsystems zu erhalten, wurden als Probanden Experten aus verschiedenen, an der Entwicklung von Fahrerassistenzsystemen beteiligten Fachgebieten eingesetzt.

Das verwendete Versuchsfahrzeug wurde mit seiner Ausstattung bereits in Kapitel 3.2 beschrieben. Vorversuche auf der späteren Teststrecke ergaben, dass sich auf Basis der vorhandenen Sensorik bei einer akzeptablen Anzahl von Fehlwarnungen eine Vorwarnzeit von maximal 4 s erzielen ließ.

Aufgrund des eingeschränkten Bauraums im Versuchsträger musste der Blickwinkel des Head-Up Displays gegenüber der Fahrsimulation verkleinert werden. Dementsprechend erfolgte auch eine Anpassung der Darstellung im analogen HMI, so dass eine berechtigte Warnung – wie in der Fahrsimulation – durch ein Flussmuster über eine entsprechende Distanz dargestellt wurde. Da die Reichweite des Systems von 5,8 s auf 4 s verringert wurde, erfolgte eine Verschiebung des Anzeigebereichs hin zu geringeren Entfernungen.

### 8.1 Versuchsdesign

Die Fahrten wurden auf einer Versuchsstrecke im öffentlichen Straßenverkehr durchgeführt, wobei ein Teil der Versuchsstrecke (ca. 2,7 Kilometer) für diesen Versuch abgesperrt wurde. Auf diesem abgesperrten Teilabschnitt wurden „kritische Situationen“ induziert, um den Probanden den Nutzenfall erlebbar zu machen. Hierzu wurden unbeleuchtete Objekte in Form von Schaumstoffquadern auf der Fahrbahn positioniert, die zur besseren Detektierbarkeit durch den Radarsensor mit Retroreflektoren ausgestattet waren. Um die Sichtbarkeit der Hindernisse im Scheinwerferlicht zu minimieren, wurden die Quader mit schwarzem Stoff umhüllt, wie Abbildung 8.1 zeigt.

An vier Positionen auf der Versuchsstrecke konnten Hindernisse stehen, die Stellen waren den Probanden nicht bekannt. Der abgesperrte Teil der Strecke ist, zusammen mit den



Abbildung 8.1: Quader mit Retroreflektor als stehendes Hindernis, links mit schwarzem Stoff umhüllt



Abbildung 8.2: Streckenverlauf mit Hindernispositionen

möglichen Hindernispositionen 1–4, in Abbildung 8.2 dargestellt. Über die Versuchsdauer wurden die Streckenabschnitte, in denen Hindernisse auftraten, so variiert, dass für die Probanden kein Muster erkennbar war.

Das Versuchsdesign mit der kombinierten Messung der Gebrauchstauglichkeit und der Situation Awareness nach Tabelle 7.2 aus der Fahrsimulation wurde auch für die Expertenevaluierung eingesetzt. Die Messung der Beanspruchung erfolgte – analog zur Fahrsimulation – über den NASA-TLX mit den in Tabelle 7.4 genannten Beanspruchungskategorien.

### 8.1.1 Versuchsablauf

Um eine verlässliche Messung zu erzielen, wurden mehrere längere Versuchsfahrten durchgeführt, die als Messwiederholung eine Reihe kritischer Situationen mit stehenden Hindernissen beinhalteten. Die mitfahrende Versuchsleiterin übernahm die Streckennavigation und die Abfrage der subjektiven Daten.

Jeder Versuch startete mit einer Fahrt zur Gewöhnung an die Versuchssituation und an den Umgang mit dem Fahrzeug. Dazu wurde eine Landstraße von ca. 10 Kilometern Länge



ausgewählt, die nicht zur Versuchsstrecke gehörte, aber ähnliche Streckenmerkmale enthielt. Das warnende Nachtsichtsystem blieb in dieser Phase ausgeschaltet, es wurden auch keine kritischen Situationen mit stehenden Hindernissen gestellt.

Nach der Eingewöhnung wurde der Proband von der Versuchsleiterin ausführlich in die Funktionalität des warnenden Nachtsichtsystems eingewiesen. Diese Einweisung erfolgte im stehenden Fahrzeug anhand von Bildern der HMI-Darstellung bei verschiedenen Situationen.

Im Anschluss an die Einweisung in das System begann die eigentliche Versuchsfahrt auf dem abgesperrten Streckenteil. Vor Fahrtbeginn wurde den Probanden durch die Versuchsleiterin mitgeteilt, dass sich innerhalb der Versuchsstrecke Hindernisse in Form von schlecht sichtbaren Schaumstoffquadern auf der Fahrbahn befänden. Aus Sicherheitsgründen wurden die Probanden darüber informiert, dass eine Kollision mit diesen Hindernissen unkritisch wäre. Ziel des Versuchs sei es jedoch, mit der Unterstützung des warnenden Nachtsichtsystems, so früh wie möglich eine Bremsreaktion einzuleiten, um eine Kollision zu verhindern. Ausweichmanöver wurden, ebenfalls aus Gründen der Fahrsicherheit, nicht verboten. Weiterhin wurden die Fahrer durch die Versuchsleiterin angewiesen, den Limiter<sup>1</sup> des Fahrzeugs auf 80 km/h einzustellen.

Zunächst führte jeder Fahrer probeweise einige Brems- und Ausweichmanöver durch, um das Verhalten des Versuchsfahrzeugs kennen zu lernen. Anschließend startete die Phase 1 des Feldversuchs, in der zwei Hindernisse auf der Fahrbahn positioniert waren. Die erste Phase diente zur zusätzlichen Eingewöhnung der Fahrer an die Ausgaben des Systems und dem Kennenlernen der kritischen Situationen mit den abgedunkelten Schaumstoffquadern. Weitere Verständnisfragen zu den Warnausgaben des Systems wurden im Anschluss an diese Phase geklärt.

In Phase 2 des Versuchs fuhren die Probanden bei einer Maximalgeschwindigkeit von 80 km/h auf der abgesperrten Versuchsstrecke mehrfach hin und her, dabei wurden sie mit insgesamt 9 Hindernissen konfrontiert.

Die Maximalgeschwindigkeit von 80 km/h wurde für die erste Hälfte des Versuchs gewählt, da Ausweichmanöver bei dieser Geschwindigkeit in der Regel unkritisch sind. Auf diese Weise wurde den Probanden neben den bereits erwähnten Maßnahmen zur Eingewöhnung eine weitere Gelegenheit gegeben, sich langsam an die Versuchssituation zu gewöhnen.

Die dritte Phase wurde analog zur zweiten Phase durchgeführt, mit dem Unterschied, dass die durch den Limiter begrenzte Geschwindigkeit 100 km/h betrug.

Die vierte und letzte Phase der Expertenevaluierung bestand in einer Fahrt im normalen Straßenverkehr auf einer nicht abgesperrten Landstraße (etwa 20 Minuten), bei der auch zwei Runden durch das abgesperrte Teilstück gefahren wurden. Während der Fahrt außerhalb der Absperrung hatten die Fahrer die Möglichkeit, die Systemausgaben im normalen Straßenverkehr kennen zu lernen und so Aussagen zu weiteren Optimierungsmöglichkeiten zu machen. Außerdem sollten die Fahrer von der Versuchssituation abgelenkt werden, bei der naturgemäß eine Erwartungshaltung für das Auftreten von Hindernissen bestand. Bei der zweiten Durchfahrt durch das abgesperrte Teilstück befand sich nochmals ein stehendes Hindernis auf der Fahrbahn, um die Reaktion auf diese – nach der freien Fahrt eher unerwartete Situation einer berechtigten Warnung – zu erfassen.

---

<sup>1</sup>Der Limiter begrenzt das Motormoment, sobald eine zuvor eingegebene Geschwindigkeit erreicht ist. Hierdurch wird verhindert, dass das Fahrzeug über die gewünschte Geschwindigkeit hinaus beschleunigt, ohne dass der Fahrer dies permanent durch den Blick auf den Tachometer überwachen muss.

In den einzelnen Versuchsphasen wurden die Fahrer nach jeder Durchfahrt durch die Teststrecke, bei der ein stehendes Hindernis aufgetreten war, befragt, wie hoch sie die Gefährlichkeit der Fahrsituation und die Qualität ihrer Brems- und Ausweichreaktion auf einer 15-stufigen Skala einschätzen.<sup>2</sup>

Im Anschluss an die Versuchsphasen 2 und 3 erfolgte eine Aufnahme der subjektiven Daten analog zur Fahrsimulation, der Paarvergleich zum NASA-TLX wurde von den Probanden nach Beendigung der Phase 4 ausgefüllt. Kommentare der Experten während der Fahrt wurden von der Versuchsleiterin notiert.

Pro Proband dauerte der Versuch ca. 2–3 h. Innerhalb eines Tages wurden zwei Versuche mit zwei Probanden durchgeführt (z.B. von 17:00 bis 19:45 Uhr und von 19:15 bis 22:00 Uhr).

In den Tagen nach der Testfahrt führte die Versuchsleiterin mit jedem Probanden ein telefonisches Interview durch. Dabei wurden Vorteile, Störfaktoren und Verbesserungsmöglichkeiten des Systems besprochen.

### 8.1.2 Stichprobe

An dem Feldversuch nahmen Experten der Robert Bosch GmbH aus den Bereichen Psychologie, HMI-Gestaltung, Sensordatenverarbeitung und Systementwicklung teil. Um eine möglichst hohe Varianzhomogenisierung zu erzielen, wurden nur Probanden im Alter von 31 bis 48 Jahren eingeladen, das Durchschnittsalter des Probandenkollektivs lag bei 39 Jahren.

Die Stichprobe bestand aus 15 Männern und einer Frau (vgl. Tabelle 8.1); die Fahrer hatten im Mittel 21 Jahre Fahrpraxis. Damit war die Expertengruppe deutlich erfahrener im Straßenverkehr als die Probanden der Fahrsimulation.

Ein Großteil der Experten hatte bereits Vorerfahrungen sowohl mit warnenden Nachsichtsystemen als auch mit sonstigen Fahrerassistenzsystemen zur Kollisionswarnung. Alle Fahrer waren im Rahmen ihrer Tätigkeit bereits mit bildgebenden Nachsichtsystemen in Kontakt gekommen oder hatten direkt an der Entwicklung solcher Systeme gearbeitet.

## 8.2 Ergebnisse der objektiven Daten

Analog zur Auswertung der objektiven Daten der Fahrsimulation stellt Tabelle 8.1 die Verteilung der Warnhäufigkeiten für die Phasen 1–3 der Expertenevaluierung dar. Die Definitionen der einzelnen Spalten von Tabelle 8.1 entsprechen den Angaben in Kapitel 7.5. In der Tabelle wurde Phase 4 nicht mitgezählt. Sie beinhaltet für jeden Fahrer jeweils noch ein Nutzenszenario, allerdings fand die Aufnahme der subjektiven Daten, deren Ergebnisse in Bezug zu den objektiven Daten ausgewertet werden, per Fragebogen nach Beendigung der Phase 3 statt. Daher gelten die angegebenen Häufigkeiten bis zur Phase 3.

Insgesamt hält sich die Anzahl der späten Warnungen im Vergleich zur Fahrsimulation sehr in Grenzen, allerdings fielen bei knapp der Hälfte der Fahrer zwei oder mehr Szenarien aus

---

<sup>2</sup>Zur subjektiven Einschätzung der Fahrsituation und der Reaktion wurde die gleiche Skala wie bei der Fahrsimulation verwendet. Der Bereich der Skala verläuft von „sehr gefährlich“ / „sehr gut“ bis „gar nicht gefährlich“ / „sehr schlecht“.

Nr.	Fahrer		Warnungen analoges HMI			
	Geschlecht	Alter	korrekt	spät	fehlend	falsch
1	m	35	20	0	0	25
2 <sup>a</sup>	m	39	18	0	0	26
3 <sup>a</sup>	m	32	15	0	0	40
4	m	42	20	0	0	48
5 <sup>a</sup>	w	31	19	0	0	21
6	m	41	20	0	0	20
7	m	48	20	0	0	27
8	m	36	19	1	0	24
9 <sup>a</sup>	m	39	18	0	0	29
10	m	36	18	2	0	19
11	m	41	17	3	0	12
12 <sup>a</sup>	m	47	16	1	0	11
13 <sup>b</sup>	m	38	-	-	-	-
14 <sup>a</sup>	m	36	18	1	0	26
15 <sup>a</sup>	m	33	19	0	0	27
16	m	46	20	0	0	29

Tabelle 8.1: Verteilung der Warnungen in den Phasen 1–3

<sup>a</sup> Aufgrund von Ausreißern, die nicht mitgewertet wurden, kann die Gesamtanzahl der „korrekten“ Szenarien zwischen den Fahrern variieren.

<sup>b</sup> Da die Datenaufzeichnung des Fahrers 13 fehlerhaft war, wurde dieser Proband von der Auswertung der objektiven Daten ausgeschlossen.

der Wertung heraus, da hier nicht gebremst, sondern lediglich ausgewichen wurde. Trotz der geringen Anzahl der in der objektiven Auswertung als „spät“ klassifizierten Warnungen empfanden viele Fahrer die Warnausgabe subjektiv als recht spät. Diese Diskrepanz ergibt sich daraus, dass die Auswertung in Tabelle 8.1 entsprechend der Definition in Kapitel 7.5 eine Warnung dann als „spät“ wertet, wenn der Fahrer bereits vor der Warnungsausgabe gebremst hat. Aufgrund der schlechten Sichtbarkeit der abgedunkelten Schaumstoffquader wurde die Warnung zwar in der Regel vor der Sichtbarkeit des Hindernisses für den Fahrer ausgegeben, aber dennoch sehr spät für eine erfolgreiche Bremsreaktion. Eine ausführlichere Auswertung der Warn- und Reaktionszeitpunkte findet in Kapitel 8.2.2 statt.

Die durchschnittliche Anzahl an Fehlwarnungen liegt mit 25,6 deutlich unter dem Niveau der Fahrsimulation, aber im Vergleich zur Anzahl der Nutzenszenarien (20) immer noch recht hoch. Auffällig ist die Häufung der Fehlwarnungen bei den Fahrern 3 und 4 sowie die vergleichsweise niedrige Häufigkeit von Fehlwarnungen bei Fahrer 12.<sup>3</sup> Die hohe Bandbreite bei der Anzahl von Fehlwarnungen zeigt die Schwierigkeit, vergleichbare Messbedingungen bei den realen Fahrversuchen zu erzielen.

### 8.2.1 Reaktionen auf Fehlwarnungen

Die Zusammenstellung der Häufigkeit von Fehlwarnungen (FW) und aufgrund der Fehlwarnungen erfolgter Bremsreaktionen in Tabelle 8.2 folgt der entsprechenden Auswertung

<sup>3</sup>Die deutlich erhöhte Fehlwarnrate bei diesen Fahrern ist auf eine zu spät erkannte Dejustage des Videosensors und damit verbundene Abweichungen bei der Fahrspurdetektion zurückzuführen.

im Rahmen der Fahrsimulation (vgl. Tabelle 7.6). Die mittlere Häufigkeit, mit der eine Reaktion auf eine Fehlwarnung erfolgt ist, liegt mit 0,17 leicht über dem entsprechenden Wert der Studie 2 der Fahrsimulation (0,12).

Im Gegensatz zur Fahrsimulation ist jedoch, über alle Fahrer gesehen, die Streuung des Anteils der Bremsreaktionen an den Fehlwarnungen deutlich höher. Dabei liegt die Vermutung nahe, dass einige Fahrer mit einem besonders niedrigen Reaktionsverhältnis R/FW grundsätzlich mit ihrer Bremsreaktion länger abgewartet haben und dadurch besser in der Lage waren, die Fehlwarnungen herauszufiltern. Es lässt sich jedoch kein Zusammenhang zwischen dem Verhältnis R/FW und der Reaktionszeit der Fahrer in Nutzenszenarien herstellen.

Offensichtlich liegt die Ursache für die Streuung vielmehr in einer Interaktion zwischen den Fahrern, dem Versuchsdesign und dem System selbst, wie die Auswertung der offenen Fragen aus den Fragebögen zeigt. Einige Fahrer gaben an, bei einer Warnung lediglich in Bremsbereitschaft gegangen zu sein und mit der Reaktion abgewartet zu haben, bis sie das Hindernis selbst erkannt hatten. Insbesondere die Experten, die sich im Rahmen ihrer Tätigkeit mit der Entwicklung von sensornahen Algorithmen für Fahrerassistenzsysteme beschäftigen, entwickelten nach eigenen Angaben mit der Zeit ein Gefühl dafür, Fehlwarnungen entweder anhand des dargestellten Musters oder anhand der Fahrsituation (z.B. Kurvenfahrt mit metallischen Randobjekten) herauszufiltern.

Fahrer	analoges HMI		
	FW	R	R/FW <sup>a</sup>
1	25	0	0,00
2	26	9	0,35
3	40	6	0,15
4	48	8	0,17
5	21	6	0,29
6	20	8	0,40
7	27	2	0,07
8	24	2	0,08
9	29	6	0,21
10	19	6	0,32
11	12	2	0,17
12	11	1	0,09
14	26	6	0,23
15	27	1	0,04
16	29	4	0,14
$\Sigma / \emptyset$	384	67	0,17

Tabelle 8.2: Reaktionen auf Fehlwarnungen

<sup>a</sup> Anzahl der Reaktionen dividiert durch Anzahl der Fehlwarnungen; hierfür ist zusammenfassend nicht die Summe, sondern der Durchschnitt angegeben.

Zur Analyse der Unterscheidbarkeit von Fehlwarnungen und berechtigten Warnungen anhand der Warndauer zeigt der linke Bereich von Abbildung 8.3 Boxplots der bezogenen Warndauer des analogen HMI, berechnet nach Gleichung 7.1, für die Fälle:

- Fehlwarnungen, auf die keine Bremsreaktion erfolgt ist,
- Fehlwarnungen, auf die eine Bremsreaktion erfolgt ist,
- berechnete Warnungen, auf die eine Bremsreaktion erfolgt ist.

Es zeigt sich, dass die im Rahmen der Fahrsimulationsstudien gefundene bezogene Warndauer bis 0,5 s auch bei den Expertenevaluierungen einen Schwellenwert darstellt, bis zu dem Fehlwarnungen in der Regel als solche erkannt und Reaktionen unterdrückt werden. Insbesondere die bezogene Warndauer für die Reaktionen auf die richtigen Warnungen (RW) hebt sich mit einem Median von 1,33 s deutlich von dieser Grenze ab.

Bei dem in der mittleren Spalte von Abbildung 8.3 dargestellten Boxplot befindet sich das untere Quartil im Bereich unterhalb 0,5 s, was bedeutet, dass in diesen Fällen eine Bremsreaktion stattgefunden hat, obwohl die bezogene Warndauer sehr kurz war. Eine Detailanalyse dieser Fälle zeigt, dass die Reaktionen mehrheitlich auf Fehlwarnungen erfolgt sind, die im Nahbereich angezeigt wurden. Da diese – als stehende Objekte – in Form eines roten Kreuzes dargestellt wurden, war ihre Signalwirkung entsprechend hoch. Diese Darstellungsform naher Fehlwarnungen wurde von vielen Fahrern kritisiert und führte dazu, dass die Anzeige der Objekte im Nahbereich und die Farbkodierung der Kritikalität von den Experten in Frage gestellt wurde.

Dass die Reaktion auf im Nahbereich angezeigte Fehlwarnungen in der Fahrsimulation nicht in dem Maße beobachtet werden konnte wie im Rahmen der Expertenevaluierung, liegt möglicherweise im unterschiedlichen Versuchsdesign begründet. Die Hindernisse der Fahrsimulation waren in der Regel im Nahbereich bereits im Lichtkegel der Fahrzeugscheinwerfer sichtbar, so dass die Probanden die Möglichkeit hatten, eine Warnung im Nahbereich durch den Blick auf die Fahrbahn vor dem Fahrzeug zu bestätigen. Die innerhalb der Expertenevaluierung verwendeten Hindernisse waren dagegen auch im Nahbereich für die meisten Fahrer noch sehr schlecht sichtbar, was eine Bestätigung oder eine Disqualifizierung einer Warnung durch den Fahrer deutlich erschwerte.

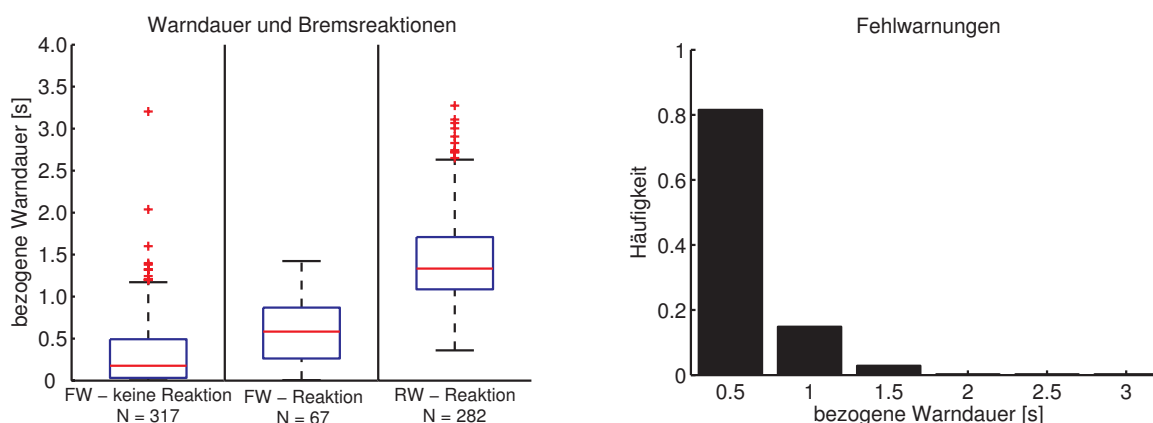


Abbildung 8.3: Zusammenhang Warndauer und Bremsreaktion für das analoge HMI (Zum Boxplot s. Erläuterung bei Abbildung 7.4 auf Seite 108.)

Der rechte Teil von Abbildung 8.3 zeigt ein Histogramm mit der Häufigkeitsverteilung der bezogenen Warndauern bei Fehlwarnungen. Ein Vergleich mit Abbildung 7.4 zeigt, dass die hohe Trennschärfe der Fahrsimulationsstudien nicht ganz erreicht werden konnte; der Anteil der Fehlwarnungen mit einer bezogenen Warndauer unterhalb von 0,5 s verringerte sich auf 0,82 gegenüber 0,91 bei der Studie 2 der Systemuntersuchung in der Fahrsimulation.

Dennoch wird der auf Basis der Fahrsimulationsergebnisse identifizierte Mechanismus zur Unterscheidung zwischen berechtigten Warnungen und Fehlwarnungen anhand der bezogenen Warndauer bestätigt. Zusätzlich zeigt sich bei Fehlwarnungen auf nahe Objekte der beschriebene negative Einfluss der Anzeige der perspektivischen Hindernisentfernung und der Darstellung der Kritikalität über die Farbe.

## 8.2.2 Reaktionen auf berechtigte Warnungen

Zur Untersuchung der Reaktionen auf die berechtigten Warnungen zeigt Abbildung 8.4 Boxplots der einzelnen Fahrer für den prozentualen Geschwindigkeitsabbau  $\Delta v/v_0$  in einem Abstand von 15 m vor einem Hindernis.<sup>4</sup> Zur Berechnung der dargestellten Statistik wurden nur die Daten der Phasen 2 und 3 des Versuchs herangezogen, da die Phase 1 noch als Eingewöhnungsphase hinsichtlich der Versuchsbedingungen und der Warnausgaben angesehen werden kann.

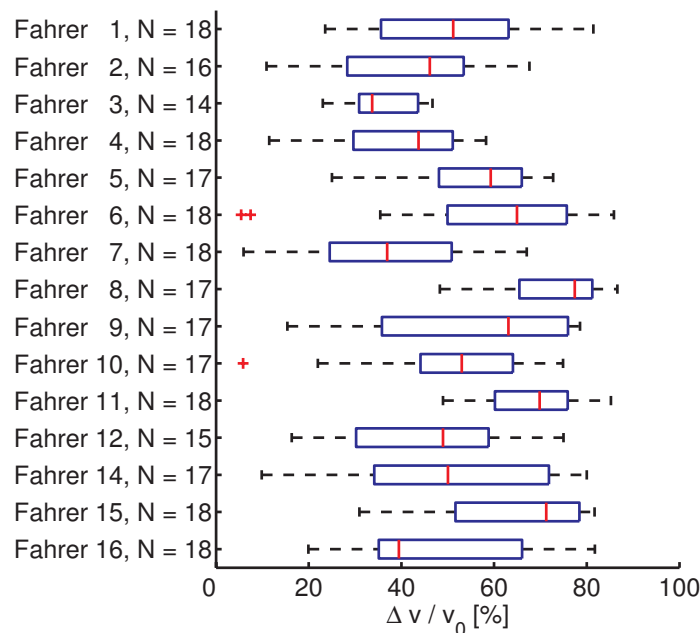


Abbildung 8.4: Prozentualer Geschwindigkeitsabbau 15 m vor dem Hindernis für die Phasen 2 und 3, aufgeschlüsselt nach Fahrern

Die Schwankungen zwischen den einzelnen Probanden fallen weniger deutlich aus als bei der Fahrsimulation (vgl. Abbildung 7.6), verwundern aber dennoch, da einerseits das Probandenkollektiv hinsichtlich der Technikaffinität eine homogenere Zusammensetzung als in der Fahrsimulation besaß, wodurch Wechselwirkungen zwischen System und Fahrer minimiert wurden und andererseits die Variation der Hindernisarten und -positionen im Gegensatz zur Fahrsimulation wesentlich geringer war.

Die Berechnung einer Varianzanalyse mit dem Faktor „Fahrer“ zeigt, dass ein signifikanter Unterschied mit einer Irrtumswahrscheinlichkeit von 0,05 zwischen dem prozentualen Geschwindigkeitsabbau für Fahrer 8 und neun anderen Fahrern zu Gunsten von Fahrer 8

<sup>4</sup>Zur Definition des prozentualen Geschwindigkeitsabbaus siehe Kapitel 7.5.2.

(höherer Geschwindigkeitsabbau) besteht. Die Probanden 2, 3, 4 und 7 haben, im Vergleich zu den übrigen Fahrern überdurchschnittlich schlechte Werte hinsichtlich  $\Delta v/v_0$  erzielt; teilweise sind auch hier die Unterschiede signifikant auf dem 5 %-Niveau.

Zur weiteren Analyse des Reaktionsverhaltens zeigt Abbildung 8.5 Boxplots der Bremsreaktionszeiten einzelner Fahrer und des prozentualen Geschwindigkeitsabbaus 0,5 s nach dem Beginn der Bremsreaktion. Je größer letzterer ausfällt, umso heftiger muss der Beginn der Bremsreaktion selbst gewesen sein. Als Bremsreaktionszeit wurde die Zeitspanne zwischen dem Überschreiten eines Grauwerts von 100 bei der Warnungsausgabe und der ersten Bremspedalbetätigung gemessen.<sup>5</sup>

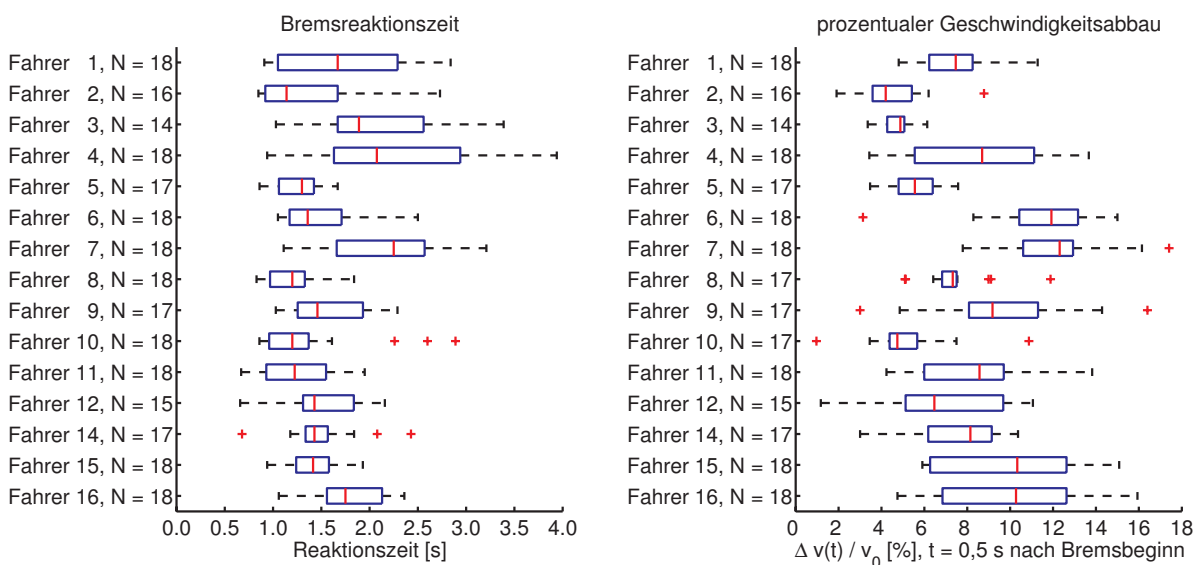


Abbildung 8.5: Bremsreaktionszeit und prozentualer Geschwindigkeitsabbau 0,5 s nach der Bremsreaktion für die Phasen 2 und 3, aufgeschlüsselt nach Fahrern

Anscheinend ergibt sich das mehr oder weniger gute Abschneiden eines Probanden hinsichtlich der abgebauten Geschwindigkeit (Abbildung 8.4) aus der Kombination von Reaktionszeit (Abbildung 8.5, links) und Heftigkeit der Bremsreaktion (Abbildung 8.5, rechts).

Dementsprechend zeigt Fahrer 8 eine außerordentlich kurze Reaktionszeit mit einer durchschnittlich heftigen Bremsreaktion, was zu einem insgesamt hohen Geschwindigkeitsabbau führt. Fahrer 10 liegt zwar hinsichtlich der Reaktionszeit auf ähnlichem Niveau wie Proband 8, reagiert jedoch weniger stark, so dass der Geschwindigkeitsabbau schwächer ausfällt.

Während die Varianz bei der Heftigkeit der Bremsreaktionen auf Unterschiede zwischen den Probanden schließen lässt, können die Unterschiede der Reaktionszeiten mit den Fehlwarnungen in Verbindung gebracht werden. Einige Fahrer gaben während der Versuche an, aufgrund der erlebten Fehlwarnungen eine längere Reaktionszeit entwickelt zu haben.

Zur Verdeutlichung des Effekts, den die erlebten Fehlwarnungen auf das Reaktionsverhalten haben, lässt sich die Studie in zwei Teile gliedern. Der erste Teil besteht aus Phase 1 (erster Eindruck) und Phase 2 (Geschwindigkeitslimit 80 km/h). Der zweite Teil besteht

<sup>5</sup>Der Schwellenwert 100 für den Grauwert der Warnung wurde aus der Analyse der Fahrersimulationsdaten, Kapitel 7.5.2, übernommen.

aus Phase 3 (Geschwindigkeitslimit 100 km/h). Als Arbeitshypothese wird davon ausgegangen, dass mit zunehmender Intensität der Fehlwarnungen im ersten Teil der Studie die Reaktionszeit auf berechtigte Warnungen im zweiten Studienteil verlängert wurde.

Hierzu zeigt Tabelle 8.3 für alle Probanden eine Gegenüberstellung der kumulierten bezogenen Warndauer, des oberen Quartils der Bremsreaktionszeiten aus Abbildung 8.5 und der Anzahl der Fehlwarnungen. Die Tabellenzeilen sind entsprechend einer steigenden bezogenen Fehlwarnungsdauer sortiert. Um die Fokussierung der Auswertung auf deutlichere Fehlwarnungen zu verstärken, wurden für die Zusammenstellung in Tabelle 8.3 nur solche Fehlwarnungen verwendet, deren minimaler Grauwert  $> 100$  war. Die Berechnung des Korrelationskoeffizienten  $\rho$  für die Spalten „bezogene Warndauer“ und „oberes Quartil der Bremsreaktionszeit“ zeigt, dass die Werte sehr stark miteinander korrelieren ( $\rho = 0,84$ , die Korrelation ist auf dem 1 %-Niveau signifikant<sup>6</sup>).

$\sum$ bezogene Dauer FW Phase 1 + 2	oberes Quartil Reaktionszeit Phase 3	$\sum$ Fehlwarnungen Phase 1 + 2	Fahrer
1,22	1,44	4	5
1,25	1,69	5	15
1,47	1,40	4	12
2,38	1,50	4	6
2,48	1,34	5	8
2,51	1,90	5	14
3,54	1,30	5	10
3,76	1,62	4	11
4,27	2,15	10	9
5,00	2,48	7	7
5,57	2,75	14	3
5,65	2,20	11	16
6,07	2,30	9	1
6,16	2,00	9	2
9,35	3,02	15	4

Tabelle 8.3: Kumulierte bezogene Fehlwarnungsdauer in Phase 1 und 2 sowie Bremsreaktionszeit in Phase 3, aufgeschlüsselt nach Fahrern

Außerdem lässt sich die Fahrerpopulation anhand der kumulierten bezogenen Fehlwarnungsdauer aus Tabelle 8.3 in zwei Gruppen unterteilen, die sich deutlich in ihrer Bremsreaktionszeit während Phase 3 unterscheiden. Das Ergebnis dieser Gruppierung ist in Abbildung 8.6 dargestellt. Gruppe 1 mit einer niedrigen Bremsreaktionszeit wurde aus den im oberen Teil von Tabelle 8.3 vertretenen Fahrern, bis einschließlich Fahrer 11, gebildet. Für diese Fahrer lag die Summe der bezogenen Dauer aller Fehlwarnungen in Phase 1 und 2 unterhalb von 4 s.

Die zweite Gruppe wurde aus dem unteren Teil von Tabelle 8.3 zusammengestellt; diese Probanden hatten Fehlwarnungen mit einer kumulierten bezogenen Dauer zwischen 4 und 10 s erlebt. Das Ergebnis einer Varianzanalyse zeigt einen hochsignifikanten Unterschied in der Bremsreaktionszeit zwischen den beiden Gruppen ( $p < 0,01$ ); der Median der Bremsreaktionszeit steigt von 1,3 s für Gruppe 1 auf 1,8 s für Gruppe 2 an.

<sup>6</sup>Die Irrtumswahrscheinlichkeit wurde für den Signifikanztest mit einem beidseitigen t-Test berechnet.



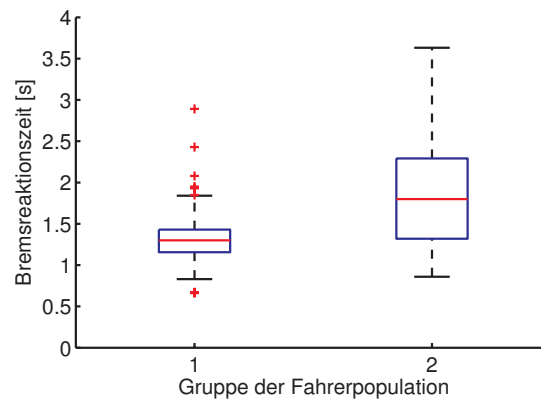


Abbildung 8.6: Vergleich der Bremsreaktionszeiten bei Bildung von zwei Gruppen anhand der kumulierten bezogenen Fehlwarndauer

Der Vergleich der Daten in Abbildung 8.6 deutet darauf hin, dass Werte von mehr als 4 s für die Summe der bezogenen Fehlwarnungsdauer dazu führen, dass die Fahrer bei einer angezeigten Warnung zunächst von einer Fehlwarnung ausgehen und länger brauchen, um diese Hypothese zu verwerfen und auf die Warnung zu reagieren. Die 4 s stellen also – zumindest im Rahmen der Expertenevaluierung – einen kritischen Grenzwert für die Akzeptanz des warnenden Nachtsichtsystems dar. Dieses Ergebnis lässt sich auch als nachgewiesene Anforderung an das warnende Nachtsichtsystem formulieren: Die kumulierte bezogene Fehlwarnungsdauer darf innerhalb eines Zeitabschnitts von 45 min (Dauer der Phasen 1 + 2) einen Wert von 4 s nicht überschreiten, da sonst die Reaktionszeit der Fahrer auf berechtigte Warnungen deutlich zunimmt.

Ohne Zweifel wird mit den innerhalb der Phasen 2 und 3 den Fahrern dargebotenen Hindernisszenarien eine künstliche Testsituation erzeugt, die zusätzlich von Wiederholungen geprägt ist. Daher kann nicht ausgeschlossen werden, dass der Lerneffekt eine gewisse Rolle bei der Reaktion auf die Hindernisse gespielt hat. Neben dem Verständnis, auf welchen Teilen des Parcours Fehlwarnungen wahrscheinlich waren, besaßen die Probanden eine bestimmte Erwartungshaltung zur Anwesenheit von Hindernissen, die sich allgemein begünstigend auf die Reaktionszeit ausgewirkt hat. Dies wurde von einigen Experten auch im Rahmen der nachträglich durchgeführten Interviews angegeben.

Um – losgelöst von einer bestimmten Erwartungshaltung – Anhaltswerte dafür zu erhalten, wie gut die Reaktion auf eine unerwartete berechtigte Warnung ist, wurde im Rahmen der Phase 4 eine Testfahrt auf offener Straße durchgeführt, die zweimal durch den zuvor befahrenen Testparcours führte. Bei der zweiten Durchfahrt wurden die Probanden erneut mit einer berechtigten Warnung auf ein stehendes Hindernis konfrontiert.

Zum Vergleich aller drei Phasen zeigt Abbildung 8.7 die Boxplots des prozentualen Geschwindigkeitsabbaus bei einer Hindernisentfernung von 15 m für die Fahrer der Gruppe 1 nach Abbildung 8.6 und Tabelle 8.3. Die Probanden zeigen in Verbindung mit dem Warnsystem sehr gute Reaktionen in Phase 2 (Median: 68 %) und in Phase 3 (Median: 59 %), die vergleichbar mit den Ergebnissen der Fahrsimulation sind (vgl. Abbildung 7.7).

Die Verschlechterung des prozentualen Geschwindigkeitsabbaus in Phase 3 gegenüber Phase 2 lässt sich mit der begrenzten Systemreichweite begründen. Aufgrund der im System hinterlegten Vorwarnzeit von 4 s auf stehende Hindernisse hätte beim Anstieg der Geschwindigkeit von 80 km/h auf 100 km/h die Warnung etwa 22 m früher ausgegeben wer-

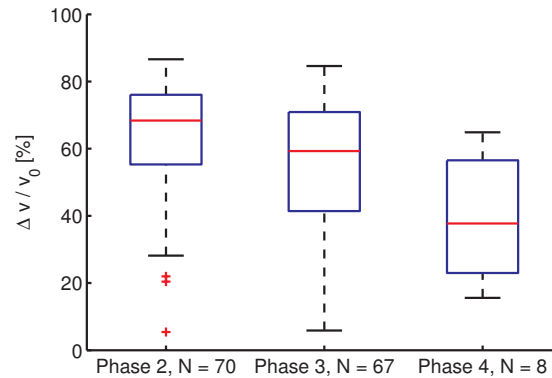


Abbildung 8.7: Prozentualer Geschwindigkeitsabbau 15 m vor dem Hindernis für die Phasen 2, 3 und 4 der Fahrer aus Gruppe 1

den sollen. Tatsächlich zeigt die in Tabelle 8.4 dargestellte Auswertung der Entfernungen, bei denen die Warnung einen Grauwert  $\geq 100$  erreicht, dass der Anstieg, bedingt durch die begrenzte Reichweite der Spur- und Objektdetektion, im Mittel lediglich etwa 9 m beträgt. Da sich die Bremsreaktionszeit nur um 0,15 s verringert, ergibt sich die in Abbildung 8.7 sichtbare Änderung im Geschwindigkeitsabbau.

Messzeitraum	Distanz bei Warnbeginn [m] <sup>a</sup>		Bremsreaktionszeit [s] <sup>b</sup>	
	Mittelwert	Std.abweichung	Mittelwert	Std.abweichung
Phase 2	83,46	6,38	1,42	0,41
Phase 3	92,20	10,97	1,27	0,51
Phase 4	85,00	13,02	1,43	0,54

Tabelle 8.4: Mittelwerte und Standardabweichungen für die Entfernung zum Hindernis bei Warnbeginn sowie für die Bremsreaktionszeiten der Fahrer aus Gruppe 1, aufgeschlüsselt nach Phasen

<sup>a</sup> Die Distanz wurde bei dem Zeitpunkt gemessen, bei dem der im HMI dargestellte Grauwert  $\geq 100$  wurde.

<sup>b</sup> Die Bremsreaktionszeit wurde zwischen Warnbeginn und dem Überschreiten eines Drucks von 2 bar im Hauptbremszylinder gemessen.

Der Geschwindigkeitsabbau bei den Reaktionen auf die unerwartete Warnung in Phase 4 fällt deutlich schlechter aus als die Reaktionen in den vorangehenden Versuchsabschnitten. Der Median sinkt in Phase 4 auf etwa 38 % abgebaute Geschwindigkeit. Allerdings zeigen die Werte in Tabelle 8.4, dass dies nicht an einer Verschlechterung der Bremsreaktionszeit liegt; der Mittelwert und die Standardabweichung liegen nahe am Niveau von Phase 2 und 3. Vielmehr ist die geringe Systemreichweite in Verbindung mit einer hohen Geschwindigkeit die Ursache. Teilweise erfolgten die Warnungen auf den Quader in Phase 4 erst bei einer Entfernung von 70 m, die gefahrenen Geschwindigkeiten lagen jedoch mehrheitlich im Bereich 90–100 km/h.

Trotz des signifikanten Unterschieds ( $p < 0,05$ ) zwischen der Phase 4 und den Phasen 2 und 3 in Abbildung 8.7 ist die erzielte Geschwindigkeitsreduktion bemerkenswert, wenn man bedenkt, dass die Geschwindigkeit  $v$  quadratisch in die kinetische Energie eingeht, die bei einem Aufprall vom eigenen Fahrzeug und von einem stehenden Kollisionspartner zu absorbieren wäre. Anhand dieses Zusammenhangs lässt sich leicht abschätzen, dass eine um

40 % verringerte Aufprallgeschwindigkeit bereits zu einer Reduktion der Aufprallenergie um 64 % führt. Dadurch lässt sich auch für den Fall, dass eine Kollision unvermeidbar ist, eine deutliche Reduktion der Unfallfolgen für die Fahrzeuginsassen erzielen.

## 8.3 Ergebnisse der subjektiven Daten

### 8.3.1 Ergebnisse der Beanspruchungsmessung

Die Beanspruchungsmessungen nach dem NASA-TLX-Verfahren wurden für die in Tabelle 7.4 angegebenen Kategorien jeweils nach der Phase 2 (80 km/h) und nach der Phase 3 (100 km/h) durchgeführt. Das Ausfüllen des Paarvergleichs zur Gewichtung einzelner Kategorien erfolgte nach Phase 4 (freie Fahrt).<sup>7</sup>

Insgesamt ergibt sich hinsichtlich der Beanspruchungen ein homogenes Bild. Ein Zusammenhang der Beanspruchung mit der Häufigkeit der Fehlwarnungen lässt sich lediglich für Fahrer 4 herstellen, der nach Phase 3 eine gegenüber dem Mittelwert deutlich erhöhte Beanspruchung aufweist.

In Tabelle 8.5 sind zum Vergleich der gewichteten Summe aller Beanspruchungskategorien des NASA-TLX die Mittelwerte mit den zugehörigen Standardabweichungen der Fahrstudien und der Phasen 2 und 3 der Expertenevaluierung dargestellt.

Berechnet für		Mittelwert [-] <sup>a</sup>	Standardabweichung [-]
Fahr- simulation	Studie 1	64,33	13,63
	Studie 2 <sup>b</sup>	59,22	16,79
Experten- evaluierung	Phase 2	46,50	13,14
	Phase 3	47,74	18,50

Tabelle 8.5: Mittelwerte und Standardabweichungen für die gewichtete Summe aller Beanspruchungskategorien des NASA-TLX, zusammengefasst für die mit dem analogen HMI durchgeführten Untersuchungen

<sup>a</sup> Die gewichtete Summe aller Beanspruchungskategorien kann nach den Vorgaben des NASA-TLX in [31] maximal den Wert 100 annehmen.

<sup>b</sup> Die Auswertung erfolgte ohne die Fahrerin BISC09 (siehe Kapitel 7.6.1).

Die Mittelwerte der Fahrsimulation liegen leicht über denen der Expertenevaluierung bei einer etwa gleich großen Standardabweichung. Ein Vergleich der ungewichteten Wertungen für die einzelnen Beanspruchungskategorien zeigt, dass deutliche Abweichungen zwischen Fahrsimulation und Expertenevaluierung vor allem in den folgenden drei Kategorien auftreten:

- Häufigkeit der Hindernisse,
- Einschätzung gefährlicher Fahrsituationen und
- Gesamtfahrleistung.

<sup>7</sup>Der Paarvergleich konnte aus Zeitgründen von drei Probanden nicht ausgefüllt werden, weshalb auch die gewichtete Summe aller Beanspruchungskategorien nur für 13 Fahrer ermittelt wurde.

Alle drei Beanspruchungskategorien beziehen sich – abgesehen vom Zusammenspiel mit dem HMI – auch auf die Interaktion zwischen Fahrer und Szenengestaltung. Der Hauptgrund für die Abweichungen der Mittelwerte zwischen Fahrsimulation und Expertenevaluierung dürfte daher in der veränderten Versuchssituation liegen. Innerhalb der Fahrsimulation wurden die Fahrer mit einer deutlich größeren Bandbreite von Szenarien konfrontiert, in denen das warnende Nachsichtsystem (aufgrund von späten Warnungen) mal mehr und mal weniger hilfreich war. Durch die größere Vielfalt möglicher Szenarien war die „Einschätzung gefährlicher Fahrsituationen“ in der Fahrsimulation schwieriger. Die Beanspruchung durch die „Häufigkeit der Hindernisse“ war – bezogen auf die Versuchsdauer – in der Fahrsimulation höher als im Feldversuch; hier liegt also eine realistische Einschätzung der Probanden vor.

Eine rechtzeitige Erkennung der Hindernisse war im Feldversuch ohne vorherige Warnung äußerst schwierig. Daher führte, wie aus den Angaben der Experten bei den Befragungen hervorgeht, die Schwierigkeit der Kollisionsvermeidung zu einer überdurchschnittlich hohen Bewertung der eigenen „Gesamtfahrleistung“. Nach der Phase 2 wurde diese Beanspruchungskategorie mit einem Mittelwert von 5,69 trotz hoher Varianz signifikant besser bewertet als nach der Phase 3 (Mittelwert 7,38).<sup>8</sup> Der Unterschied in der subjektiven Bewertung der einzelnen Phasen ist auf Basis des erzielten prozentualen Geschwindigkeitsabbaus (vgl. Abbildung 8.7) nachvollziehbar.

Die Kategorie „Gleichzeitige Wahrnehmung von Umwelt und Display“ wurde – vergleichbar mit Studie 2 der Fahrsimulation – in Phase 2 und 3 jeweils auf niedrigem Niveau mit einem ungewichteten Median des Beanspruchungswerts von 5,5 bewertet. In diesem Zusammenhang spielt die periphere Wahrnehmbarkeit der Warnung eine wichtige Rolle, die von den Probanden ausnahmslos als sehr gut bewertet wurde.

Im deutlichen Unterschied zur Fahrsimulation steht die Einordnung der zur Spurhaltung erforderlichen Aufmerksamkeit. Für diese Kategorie liegen die ungewichteten Medianwerte der Fahrsimulation im Bereich 9–12. Im Rahmen der Expertenevaluierung beträgt der Median in Phase 3 lediglich 3. Offensichtlich ist es im Fahrsimulator wesentlich beanspruchender als in der Realität, das Fahrzeug in der Spur zu halten. Neben der simulierten visuellen Darstellung dürfte der Hauptgrund hierfür in dem mangelnden kinästhetischen Feedback liegen, das der Fahrsimulator bietet. Entsprechende Untersuchungen in [53] und [13] belegen dies.

Die erforderliche Aufmerksamkeit zur Spurhaltung liegt bei der Expertenevaluierung im Median in Phase 2 um einen Punkt niedriger als in Phase 3, dennoch ist der Unterschied hochsignifikant ( $p < 0,01$ ). Hierin zeigt sich der Einfluss des Geschwindigkeitsunterschieds von 20 km/h bei nächtlichen Sichtverhältnissen auf einer Landstraße.

### 8.3.2 Ergebnisse der kombinierten Messung von Situation Awareness und Gebrauchstauglichkeit

Das in Kapitel 7.4 für die Fahrsimulation dargestellte Untersuchungskonzept zur Messung der Situation Awareness und Gebrauchstauglichkeit des Warnsystems wurde auch im Rahmen der Expertenevaluierung angewendet. In Tabelle 8.6 sind die entsprechenden Ergebnisse für die Befragungen nach der Phase 3 angegeben. Signifikante Unterschiede zu den Befragungsergebnissen nach Phase 2 existieren nicht.

<sup>8</sup>Dies ist das Ergebnis einer Varianzanalyse,  $p < 0,05$ .

	Effektivität	Effizienz	Zufriedenheit
Wahrnehmung	4,0	4,3	3,5
Verständnis	3,4	3,4	k.A. <sup>a</sup>
Reaktion	4,4	3,7	3,3

Tabelle 8.6: Mittelwerte der Fragebogenwertungen zur Situation Awareness und zur Gebrauchstauglichkeit nach Phase 3

<sup>a</sup> k.A.: keine Angabe. Hierzu liegen lediglich Aussagen in Textform vor.

Die deutlichsten Unterschiede zu den beiden Studien in der Fahrsimulation ergeben sich in den Bereichen „Effektivität der Reaktion“<sup>9</sup> und „Effizienz des Verständnisses“<sup>10</sup>. Während die Effektivität der Reaktion im Rahmen der Expertenevaluierung wesentlich besser bewertet wurde, liegt die Effizienz des Verständnisses deutlich unter den Werten der Fahrsimulation.

Die bessere Bewertung der Effektivität der Reaktion in der Expertenevaluierung lässt sich auf die in Kapitel 8.3.1 dargestellten Unterschiede in der Szenengestaltung zwischen Fahrsimulation und Fahrversuch und das damit verbundene unterschiedliche Erleben des Systemnutzens zurückführen.

Das schlechte Abschneiden des HMI bei der Effizienz des Verständnisses kann anhand der qualitativen Angaben der Experten in den Fragebögen nachvollzogen werden. Auf die Frage, welche Informationen in der Warnungsdarstellung gefehlt und welche Informationen gestört haben, antworteten die meisten Fahrer, dass die Anzeige im Nahbereich geringen Zusatznutzen brachte, da eine Reaktion auf ein Hindernis in der geringen Distanz bei den gefahrenen Geschwindigkeiten nicht mehr möglich gewesen wäre. Da nicht nur stehende Hindernisse, sondern auch Fehlwarnungen auf stehende Randobjekte mit einem perspektivisch großen Kreuz dargestellt wurden, empfanden die Probanden die Anzeige im Nahbereich eher als störend.

Zusätzlich wurde Kritik an der Farbcodierung bei der Warnung auf Hindernisse in geringer Entfernung geäußert. Die Fahrer hätten mehrheitlich auch im Nahbereich eine Fortsetzung der im Fernbereich dargestellten weißen, sich annähernden Balken bevorzugt. Dies liegt auch daran, dass die Darstellung der lateralen Hindernisposition im Nahbereich von den Fahrern in der Warnsituation kaum wahrgenommen wurde, sondern der Effekt des „sich annähernden Flussmusters“ der dominierende Faktor bei der Reaktion auf das Hindernis war.

In der Kategorie „Effizienz der Reaktion“ hat das analoge HMI etwas bessere Werte erzielt als in der Fahrsimulation. Dies ergibt sich vor allem aus einer deutlich höheren Zustimmung der Probanden zur Aussage „Ich habe intuitiv auf das System reagiert.“

Die Wertungen der Spalte „Zufriedenheit“ liegen auf dem Niveau der Studie 1 im Fahrsimulation, weisen jedoch jeweils eine hohe Streuung auf.<sup>11</sup> Wie die Analyse einzelner Fragebögen zeigt, spielt bei der Bewertung der Zufriedenheit die Anzahl und die kumulierte Dauer der Fehlwarnungen eine wichtige Rolle. Fahrer, die ein vergleichsweise hohes Maß an Fehlwar-

<sup>9</sup>Wertung für Studie 1 der Fahrsimulation: 3,8; für Studie 2: 3,9.

<sup>10</sup>Wertung für Studie 1 der Fahrsimulation: 4,1; für Studie 2: 3,9.

<sup>11</sup>Die Standardabweichung beträgt für den Bereich „Zufriedenheit mit der Wahrnehmung“ 0,83 und in der Kategorie „Zufriedenheit mit der Reaktion“ 1,11. Dies sind – über alle Bereiche gesehen – die höchsten Werte.

nungen erlebten, bewerten den Bereich „Zufriedenheit“ kritischer als die Probanden, die kaum zwischen richtigen und falschen Warnungen unterscheiden mussten.

### 8.3.3 Systembewertung auf Basis der Fehlwarnungen

Das Verständnis der Mechanismen, die zu Fehlwarnungen führen<sup>12</sup> zeigten vor allem diejenigen Fahrer, die sich in ihrem Arbeitsgebiet mit Sensorik und mit der entsprechenden Datenverarbeitung für Fahrerassistenzsysteme beschäftigen. Diesen Fahrern gelang es auch besser, trotz einer hohen Fehlwarnrate nur wenig auf die Fehlwarnungen zu reagieren und eine niedrige Reaktionszeit auf berechnete Warnungen aufrecht zu erhalten.

Dennoch wurden die Fehlwarnungen insbesondere bei der Gruppe 2 der Probanden, die laut Tabelle 8.3 eine erhöhte Summe der bezogenen Warndauer erfahren hatten, als störend eingestuft. Dies lässt sich auch auf die im Vergleich zur Fahrsimulation reduzierte Systemreichweite zurückführen, die den Fahrern weniger Zeit für die Reaktionen auf die berechtigten Warnungen ließ.

In der Fahrsimulation hatte sich gezeigt, dass die Fahrer in der Regel den Verlauf einer Warnung über einen gewissen Zeitraum beobachten und dann erst eine Reaktion ausführen (vgl. Kapitel 7.5.2). Dieser Mechanismus wird auch durch die Experten bestätigt. So gibt Fahrer 8 an, dass das Vertrauen in die Warnung durch eine während der Annäherung an das Hindernis permanent dargestellte Warnung geschaffen wurde, deren Flussmuster zu der Annäherung an ein stehendes Hindernis passt. Dieser Mechanismus wurde in den Interviews von weiteren Fahrern bestätigt. Allerdings bemängeln die Probanden 2 und 3 den geringen Zeitraum, der zur Plausibilisierung einer Warnung anhand des genannten Mechanismus zur Verfügung stand.

Die Fehlwarnungen im Nahbereich stellten für alle Fahrer ein Problem dar, wenn es darum ging, diese als „nicht relevant“ auszusortieren. Wie bereits erläutert, lag dies an der roten Farbgebung aufgrund der Kritikalität sowie an der vergleichsweise großen Anzeige eines Kreuzes aufgrund der perspektivischen Darstellung. Dadurch wurde nach Aussage einiger Fahrer auch der Mechanismus ausgehebelt, bei dem eine Reihe von Fehlwarnungen einfach dadurch ignoriert werden, dass sie die Wahrnehmungsschwelle nicht überschreiten.

### 8.3.4 Systembewertung auf Basis der berechtigten Warnungen

Nach jeder Fahrt durch die Teststrecke wurden die Fahrer gebeten, die Gefährlichkeit der erlebten Hindernissituationen und die Qualität ihrer Reaktion auf einer Skala einzuordnen. Die Beantwortung dieser Fragen zeigt grundsätzlich die gleiche Korrelation, die bereits bei der Fahrsimulation deutlich wurde: je gefährlicher eine Situation nach Einschätzung der Fahrer war, desto besser bewerten sie die Qualität ihrer Reaktion.

Die Probanden schätzen ihre Reaktion in der Phase 1 („erster Eindruck“) signifikant schlechter ein als in der Phase 2 (80 km/h). Dies zeigt, dass sich im Verlauf des Versuchs ein Lerneffekt einstellt, durch den die Probanden in ihrer Reaktion nach eigener Meinung immer besser werden. Allerdings ist der Lerneffekt nicht deutlich genug, um die – laut Probanden

---

<sup>12</sup>Fehlwarnungen wurden – wie in der Fahrsimulation – häufig durch Abweichungen der Kursprädiktion in Verbindung mit einzelnen, gut detektierbaren, Randobjekten hervorgerufen.

– zu geringe Systemreichweite für die Fahrt mit 100 km/h auszugleichen. Die subjektive Einschätzung, wie gut die Probanden die Situationen während Phase 3 (100 km/h) gemeistert haben, ist daher signifikant schlechter als bei Phase 2.

Die Fahrer gaben mehrheitlich an, sich bei der Reaktion auf eine Warnung nicht an der perspektivisch dargestellten Entfernung orientiert zu haben, sondern eher an der peripheren Wahrnehmung einer „wachsenden weißen Fläche“. Aus diesem Grund wurde von einigen Fahrern auch die künstliche Darstellung des Fahrbahnrandes im analogen HMI in Frage gestellt.

Die periphere Wahrnehmbarkeit der Warnungen schätzen alle Fahrer als sehr gut ein, wodurch die Ergebnisse der Fahrsimulation bestätigt werden. Offenbar führt die periphere Wahrnehmung auch zu einer geringen Ablenkung von der Fahrbahn. Dies wird darin deutlich, dass die Probanden bei einer Warnung nach eigenen Angaben in Bremsbereitschaft gegangen sind und die Fahrbahn nach einem Hindernis abgesucht haben.

In den Kurvenbereichen der Versuchsstrecke wurde mehrfach bemängelt, dass das Head-Up Display beim Blick in die Kurve nicht mehr vollständig wahrgenommen werden konnte, da der im HUD dargestellte Blickwinkel für derartige Fahrsituationen zu klein war. Entsprechende Anmerkungen gab es im Rahmen der Fahrsimulation nicht.

## 8.4 Zusammenfassung und Diskussion der Ergebnisse

Die im Rahmen der Fahrsimulation herausgestellte Filterwirkung des analogen HMI für Fehlwarnungen konnte im Feldversuch bestätigt werden. Außerdem zeigt sich ein ausgeprägter Zusammenhang zwischen der kumulierten Dauer der Fehlwarnungsdarstellung und der Bremsreaktionszeit auf berechnete Warnungen.

Grundsätzlich können unter Einbeziehung der Ergebnisse aus der Fahrsimulation zwei Mechanismen bei der Filterung der Fehlwarnungen durch den Fahrer unterschieden werden. Eine erste Filterung erfolgt aufgrund der Wahrnehmungsschwelle der Fahrer. Kurz und mit niedrigem Grauwert dargestellte Warnungen werden nicht bewusst wahrgenommen. Wird eine Warnung so deutlich angezeigt, dass der Fahrer sie peripher wahrnimmt, durchläuft sie aufgrund der Erfahrungswerte des Fahrers mit dem System eine zweite Prüfung, bei der abgewartet wird, ob der Warnungsverlauf unterbrechungsfrei und entsprechend einer Annäherung an ein (stehendes) Objekt erfolgt.

Auch wenn beide Filterinstanzen des Fahrers erfolgreich passiert wurden, erfolgt eine Reaktion in aller Regel nicht direkt, sondern der Fahrer geht vom Fahrpedal und macht sich bereit für eine Bremsreaktion, während er auf der Fahrbahn nach einem Hindernis sucht.

Fehlwarnungen, so zeigt sich, führen beim analogen HMI hauptsächlich zu einer Verlängerung der Reaktionszeit, aber nicht dazu, dass der Fahrer das System grundsätzlich ignoriert.

Obwohl die Systemreichweite im Fahrversuch nach Meinung der Probanden für Geschwindigkeiten oberhalb von 80 km/h nicht mehr ausreichend war, ließen sich auch bei den Fahrten mit 100 km/h aufgrund der Warnung deutliche Geschwindigkeitsreduktionen erzielen, die zu einer erfolgreichen Kollisionsvermeidung – teilweise sogar ohne Ausweichmanöver – führten. Auch bei einem nicht mehr vermeidbaren Unfall können auf diese Weise die Unfallfolgen erheblich gemindert werden.

Insbesondere im Zusammenhang mit der Warnung auf stehende Hindernisse zeigt sich bei einer grundsätzlich guten peripheren Wahrnehmbarkeit des analogen HMI Verbesserungspotenzial für die Warnungsdarstellung im Nahbereich. Die von einigen Experten geäußerten Vorschläge zur Vereinfachung der Warnungsdarstellung, z.B. das Weglassen einer lateralen Positionsangabe im Nahbereich, müssen in weiteren Untersuchungen vor dem Hintergrund der Erlernbarkeit der Displaydarstellung im Alltag überprüft werden.

Entsprechend äußerten sich auch die Experten, von denen die Erlernbarkeit der Systemausgaben grundsätzlich als gut bewertet wurde. In diesem Zusammenhang ist auch die mehrfach genannte, schnelle Unterscheidbarkeit zwischen Fehlwarnungen und berechtigten Warnungen zu sehen. Im Vergleich zur Versuchssituation, bei der in kurzer Zeit viele stehende Hindernisse präsentiert wurden, könnte die Erlernbarkeit des warnenden Nachtsichtsystems im Alltag nach Ansicht vieler Probanden mangels kritischer Situationen erschwert werden.

Die aufgrund der perspektivisch großen Darstellung der Objektposition häufig beanstandeten Fehlwarnungen im Nahbereich lassen sich möglicherweise dadurch beheben, dass Hindernisse im Nahbereich nur dann angezeigt werden, wenn sie bereits in größerer Entfernung zur Darstellung im HMI ausgewählt wurden.

Anhand der Ergebnisse des Feldversuchs wird deutlich, dass es gelungen ist, ein wesentliches Ziel der Systementwicklung umzusetzen, nämlich die Übermittlung von Systemsicherheiten an den Fahrer, um ihm eine bessere Interpretation der (möglicherweise fehlerhaften) Systemausgaben zu ermöglichen. Ein wesentlicher Anteil an diesem Ergebnis ist der Systemkomponente HMI sowie der Umfeldinterpretation mit dem Mechanismus der Spurplausibilisierung zuzuschreiben. Die Kombination aus HMI und Spurplausibilisierung macht es möglich, Unsicherheiten bei der Spurzuordnung zusammen mit der Warnung darzustellen, so dass der Fahrer diese nachweislich in seine Entscheidung über eine Reaktion mit einbezieht. Zusätzlich wurde mit dem analogen HMI eine Darstellungsform gefunden, die sehr gut peripher wahrnehmbar ist und zu einer geringen visuellen Zusatzbeanspruchung des Fahrers führt.



# Kapitel 9

## Zusammenfassung und Ausblick

Trotz signifikanter Fortschritte bei der Entwicklung leistungsfähiger und gleichzeitig blendarmer Scheinwerfer für Kraftfahrzeuge sind die Wahrscheinlichkeit und die Schwere von Nachtunfällen in der Vergangenheit kaum gesunken. Bei der Entwicklung warnender Fahrerassistenzsysteme, die sich dieser Thematik annehmen und den Fahrer auf stehende und bewegte Hindernisse aufmerksam machen, ist immer eine systemspezifische „Kosten“-Nutzen-Funktion zu berücksichtigen. Der Nutzen manifestiert sich in einer frühen und zuverlässigen Warnung des Fahrers. Die „Kosten“ ergeben sich aus der Beanspruchung des Fahrers durch das System sowie aus dem Störpotenzial von Fehlwarnungen und einer damit verbundenen reduzierten Akzeptanz des Systems durch den Fahrer.

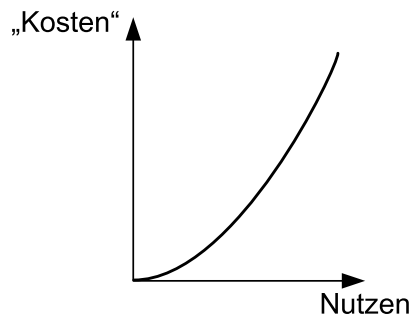


Abbildung 9.1: Beispiel für eine „Kosten“-Nutzen-Funktion eines warnenden Fahrerassistenzsystems

Ein höherer Nutzen lässt sich in der Regel nur durch die Inkaufnahme höherer „Kosten“ erzielen. Dies gilt umso mehr, wenn aus Rücksichtnahme auf finanzielle Rahmenbedingungen eines zu entwickelnden Systems nur eine begrenzte Sensortopologie zur Verfügung steht.

Aus diesem Zusammenhang entstand die Idee, im Rahmen dieser Dissertation ein warnendes Nachtsichtsystem mit einer Mensch-Maschine-Schnittstelle zu entwickeln, die in der Lage ist, dem Fahrer Zusatzinformationen zur Verlässlichkeit einer ausgegebenen Warnung zu übermitteln. Hierdurch soll der Fahrer in die Lage versetzt werden, die Systemausgaben entsprechend der aktuellen Fahrsituation zu interpretieren und Fehlwarnungen von berechtigten Warnungen anhand seines auf Vorwissen und Erfahrungen basierenden Systemverständnisses zu unterscheiden.

Das angedachte Konzept akzeptiert Fehlwarnungen als Einschränkung durch eine limitierte Systemleistung, räumt dem Fahrer jedoch die Möglichkeit ein, unberechtigte Warnungen

vereinfacht als solche zu erkennen und auszufiltern. Mit diesem Prinzip können idealerweise die „Kosten“ gesenkt und gleichzeitig der Nutzen (z.B. Vorwarnzeit) erhöht werden. Ein wesentlicher Schritt bei der Verwirklichung des beschriebenen Konzepts war die Klärung der Frage, wie eine Kollisionswarnung bei Nachtfahrten dargestellt werden muss, so dass einerseits eine frühe Fahrerwarnung gewährleistet wird und andererseits eine geringe Beeinträchtigung des Systemvertrauens durch Fehlwarnungen erfolgt.

Zu Beginn der Systementwicklung wurde durch die Untergliederung des Gesamtproblems in einzelne Teilprobleme die Basis für ein systematisches Vorgehen gelegt. Alle Teilabschnitte der Entwicklung, von der Anforderungsanalyse über die Systemkonzeptionierung, die Systemintegration bis hin zu den Nutzertests in der Fahrsimulation und im Versuchsträger, bewirkten eine iterative Konkretisierung der Anforderungen. Dies betraf sowohl die Anforderungen an einzelne Module zur Datenverarbeitung als auch die Nutzeranforderungen. Zur Unterstützung eines „nutzerzentrierten“ Entwicklungsprozesses wurde das Konstrukt des Situationsbewusstseins aus der Kognitions- und Wahrnehmungspsychologie eingeführt. Es diente als strukturierendes Element zur Erfassung und Einordnung der Anforderungen sowie der Rückmeldungen der Nutzer zum System.

Zur Anforderungsanalyse wurde eine Machbarkeitsstudie in einem statischen Fahrsimulator durchgeführt. Diese Untersuchung wurde als Instrument zur Nutzerbefragung eingesetzt und durch die Auswertung von Statistiken sowie von Rekonstruktionen nächtlicher Unfälle ergänzt. Aus der Anforderungsanalyse ergab sich, dass der Fahrer von einem warnenden Nachtsichtsystem Informationen zur Hindernisentfernung und zur Position innerhalb der eigenen Fahrspur erhalten möchte. Diese Inhalte sollen kontinuierlich dargestellt werden und peripher wahrnehmbar sein.

In einem zweiten Schritt wurde das Systemkonzept, basierend auf einem generischen Ansatz, anhand der ermittelten Anforderungen konkretisiert und in drei Bereiche gegliedert. Diese umfassen die Sensorik, die Informationsplattform zur Verarbeitung der Sensordaten und die Informationsausgabe mit der Mensch-Maschine-Schnittstelle.

Der Prototyp der Mensch-Maschine-Schnittstelle ist das Ergebnis eines iterativen Optimierungsprozesses unter Einbeziehung der zuvor ermittelten Nutzeranforderungen. Zur Fahrerwarnung wird ein Flussmuster angezeigt, das die Annäherung an ein Hindernis in der eigenen Fahrspur wiedergibt. Dadurch konnte gleichermaßen auf die Anforderung einer guten peripheren Wahrnehmbarkeit und einer Anzeige der Hindernisentfernung eingegangen werden. Die Verlässlichkeit einer Warnung erfährt der Fahrer über den angezeigten Grauwert des Flussmusters. Je geringer die Verlässlichkeit der Warnung ist, umso niedriger ist der Grauwert und umso schwächer wird die Warnung dargestellt.

Aus der Entwicklung der Mensch-Maschine-Schnittstelle wurden Anforderungen an die Informationsplattform mit den Modulen „Umfeldbeschreibung“ und „Umfeldinterpretation“ abgeleitet. Die Hauptaufgabe der Umfeldbeschreibung ist die Filterung von Informationen eines zur Objektdetektion eingesetzten Radarsensors anhand von Tracking-Algorithmen. Die durch das Tracking berechnete Existenzwahrscheinlichkeit eines Tracks wird als Maß der Verlässlichkeit der Objektexistenz zur Bestimmung des in der Mensch-Maschine-Schnittstelle angezeigten Grauwerts verwendet. Im Rahmen der Umfeldinterpretation erfolgt die Berechnung einer Kursprädiktion auf Basis der von der Sensorik gelieferten Informationen. Diese beinhalten die Spurdetektion des Videosensors, eine Spurverlaufsschätzung aus den Trajektorien bewegter Objekte, eine Kursprädiktion aus den Positionen stehender Randobjekte und die aus der Gierrate des eigenen Fahrzeugs berechnete Kurskrümmung. Die

einzelnen Beiträge werden anhand spezifischer Qualitätsmerkmale gewichtet und miteinander gemischt.

Um Objekte der eigenen Fahrspur zuordnen zu können, wurde in die Umfeldinterpretation der Mechanismus einer Spurplausibilisierung integriert. Die Plausibilisierung errechnet einen Wert für jedes erfasste Objekt, der die Wahrscheinlichkeit dafür angibt, dass sich das entsprechende Objekt innerhalb der eigenen Fahrspur befindet. Dieser Wert wird neben der Existenzwahrscheinlichkeit als zusätzliches Vertrauensmaß der Warnung zur Modifikation des angezeigten Grauwerts in der Mensch-Maschine-Schnittstelle verwendet. Die Spurplausibilisierung bezieht mögliche Abweichungen der Kursprädiktion vom tatsächlichen Fahrspurverlauf in ihre Berechnungen mit ein und ermöglicht es, die Prädiktion sogar über ihren eigentlichen Gültigkeitsbereich hinaus zu extrapolieren.

Das Ergebnis der beschriebenen Entwicklungsschritte ist der Prototyp eines neuartigen warnenden Nachtsichtsystems. Abschließend wurde die Wirksamkeit des entwickelten Konzepts im Rahmen von Nutzertests mit dem System in der Fahrsimulation und im Versuchsträger untersucht.

In der Fahrsimulation wurde der Prototyp mit dem EUCLIDE-System, das dem Stand der Technik entspricht, verglichen. Das zugrunde liegende neuartige Untersuchungsdesign verbindet Methoden zur Analyse des Situationsbewusstseins und der Gebrauchstauglichkeit. Bei den Tests des Warnsystems im Feldversuch wurde das Untersuchungsdesign aus der Fahrsimulation übernommen, es fand jedoch kein Vergleich mit einem anderen System statt. Während in der Fahrsimulation eine Vielfalt aus Nutzen- und Fehlwarnszenarien dargestellt werden konnte, musste sich der Feldversuch aus Sicherheitsgründen auf einen bestimmten Szenarientyp mit künstlichen Hindernissen beschränken.

Alle Versuche zeigen übereinstimmend, dass der Fahrer mit dem neuen Warnsystem Fehlwarnungen wirksam anhand von zwei Mechanismen filtert. Eine erste Filterung erfolgt aufgrund der Wahrnehmungsschwelle. Kurz und mit niedrigem Grauwert angezeigte Fehlwarnungen werden nicht bewusst wahrgenommen und führen so weder zu einer Beanspruchung des Fahrers, noch zu einer Reaktion. Wird eine Warnung so deutlich angezeigt, dass der Fahrer sie peripher wahrnimmt, erfolgt eine zweite Prüfung anhand der Erfahrungswerte des Fahrers mit dem System. Bei dieser Prüfung wird in der Regel abgewartet, ob der Warnungsverlauf unterbrechungsfrei und entsprechend einer Annäherung an ein Objekt erfolgt. Die Reaktionszeit auf berechtigte Warnungen wird durch eine übermäßige Dauer und Häufigkeit vorangegangener Fehlwarnungen verlängert. Das wichtigste Ergebnis des neuen Konzepts in Zusammenhang mit dem Auftreten von Fehlwarnungen ist, dass die Fahrer das System – trotz Fehlwarnungen – nicht ignorieren, sondern in Bremsbereitschaft gehen und die Fahrbahn nach einem möglichen Hindernis absuchen. Ein Vertrauensverlust in Bezug auf das System durch Fehlwarnungen kann somit vermieden werden.

Reaktionen auf berechtigte Warnungen werden mit dem neuen System in der Fahrsimulation genauso effektiv durchgeführt wie mit dem EUCLIDE-System. Im Feldversuch werden ebenfalls deutliche Geschwindigkeitsreduktionen erzielt und Kollisionen mit den künstlichen Hindernissen in der Regel vermieden.

Durch seine periphere Wahrnehmbarkeit besitzt das neuartige warnende Nachtsichtsystem ein geringes Ablenkungspotenzial; bei einer Warnung versucht der Fahrer immer, das entsprechende Hindernis auf der Fahrbahn zu entdecken. Hierdurch ist die visuelle Beanspruchung deutlich niedriger als bei warnenden Nachtsichtsystemen, die eine Warnung gemeinsam mit einem Nachtsichtbild in einem mehrstufigen Warnkonzept anzeigen (z.B. EUCLIDE).

Die genannten Ergebnisse bestätigen die Wirksamkeit des entwickelten Konzepts zur Fahrerwarnung. Zusätzlich zur Warnung angezeigte Vertrauensmaße werden vom Fahrer in seine Entscheidung über eine Reaktion mit einbezogen und führen nachweislich zu einer verbesserten Akzeptanz von Fehlwarnungen. Die im Systemprototypen realisierte Kombination aus Objekttracking, Kursprädiktion, Spurplausibilisierung und Mensch-Maschine-Schnittstelle ermöglicht die Berechnung und die Darstellung von Vertrauensmaßen und Fahrerwarnung entsprechend der ermittelten Anforderungen.

Es konnte gezeigt werden, dass eine frühe Warnung, auch vor stehenden Hindernissen und trotz des vorhandenen Fehlwarnpotenzials, möglich ist. Um das System zur Serienreife zu entwickeln, sind jedoch noch weitere Optimierungen bei der Kursprädiktion erforderlich, um die Abweichungen zwischen prädiziertem und tatsächlichem Fahrspurverlauf vor allem in größeren Entfernungen zu minimieren. Neuere Ansätze hierfür sehen eine erweiterte Nutzung der Daten der Videokamera in Verbindung mit verbesserten digitalen Karten vor [80]. Dies würde nicht nur zu einer weiteren Reduktion der Fehlwarnungen führen. Auf Basis einer verbesserten Reichweite der Kursprädiktion könnte auch eine Anpassung des Bereichs der Spurplausibilisierung erfolgen, so dass die Systemreichweite erhöht wird. Diese stellt gerade bei Geschwindigkeiten um 100 km/h in Verbindung mit stehenden Hindernissen noch ein Problem dar.

Abgesehen von diesen systemischen Aspekten müssen auch die im Rahmen der Fahrsimulationen deutlich gewordenen Zusammenhänge zwischen der Systemakzeptanz und der Technikaffinität weiter untersucht werden, um eine Annahme des Konzepts bei allen Fahrertypen sicherzustellen. Darüber hinaus ist durch Langzeitstudien zu klären, wie sich das System nach längerer Gewöhnungszeit auf das Fahrverhalten auswirkt und in welcher Form der Lernprozess des Fahrers beim Umgang mit den Systemausgaben abläuft.

Die im Rahmen dieser Arbeit durchgeführten Untersuchungen betreten hinsichtlich der intensiven Einbeziehung von Fehlwarnungen Neuland im Bereich der Fahrerassistenzsysteme. Für die Fahrsimulation wurden eigens spezifische Algorithmen zur Modellierung der umfelderfassenden Sensorik und ihrer Fehlerquellen entwickelt und kalibriert. Die durch den Einsatz dieser Modelle und durch die Fahrversuche gewonnenen Erkenntnisse zeigen, dass die von den Fahrern vorgenommene Systembewertung deutlich von der Anzahl und der Intensität der Fehlwarnungen abhängt.

# Formelzeichen und Indizes

$\dot{a}$	Beschleunigungsänderung
$A_1, A_2, \dots, A_k$	Aktoren
$a_{erf}$	erforderliche Verzögerung zum Ausgleich der Relativgeschwindigkeit
$\mathbf{A}_{rot}$	Rotationsmatrix
$\beta$	Schwimmwinkel
$\dot{\beta}$	Schwimmwinkeländerung
BAB	Bundesautobahn
$c$	Lichtgeschwindigkeit
$c_0, c_1, c_2$	Koeffizienten der Polynomapproximation
CAN	Controller Area Network
CMOS	Complementary Metal Oxide Semiconductor
$c_{sh}$	Schräglaufsteifigkeit Hinterachse
$c_{sv}$	Schräglaufsteifigkeit Vorderachse
CTR	Constant Turn Rate
$d$	im HMI angezeigte Entfernung des Hindernisses
$\delta$	Lenkwinkel
$\dot{\delta}$	Lenkwinkeländerung
$\Delta\phi$	Abweichung der Winkelbestimmung
DGPS	Differential Global Positioning System
DLD	Dark-Light-Dark
$d_{obj}$	Entfernung des Objekts
$\Delta r$	Abweichung der Entfernungsmessung
EDEL	Enhanced Driver's perception in poor visibility
ES	Einspurmodell
ESP	Elektronisches Stabilitätsprogramm
EUCLIDE	Enhanced human machine interface for on vehicle integrated driving support system
$f$	Frequenz eines Peaks im Spektrum
$\phi$	Winkel zwischen der Längsachse des eigenen Fahrzeugs und dem Sensorobjekt
$f_0$	Träger-Frequenz
$F_1, F_2, \dots, F_m$	Funktionen
$f_h$	Modulationsbereich
FIR	Fern-Infrarot
FK	Funktionskoordination
FMCW	Frequency Modulated Continuous Wave
FP	Fahrpedalbetätigung
FW	Häufigkeiten von Fehlwarnungen
$\gamma$	Dämpfung
GNN	Global Nearest Neighbour

$G_T$	Verstärkungsfaktor der Antenne
HBA	Hydraulischer Bremsassistent
HMI	Human-Machine Interface
HUD	Head-Up Display
ID	Identifikation
IMM	Interacting Multiple Model
JPDA	Joint Probabilistic Data Association
$\kappa$	Krümmung
$K'$	Schwellenkontrast
$K_{HW}$	Konstante, von der Sensor-Hardware abhängig
LCD	Liquid Crystal Display
$l_h$	Abstand Fahrzeugschwerpunkt - Hinterachse
LIDAR	Light Detection And Ranging
$L_O$	Objektleuchtdichte (Leuchtdichte der Warnung im Display)
LRR2	Long-Range-Radarsensor
$L_U$	Umgebungsleuchtdichte (Leuchtdichte des Hintergrunds)
$l_v$	Abstand Fahrzeugschwerpunkt - Vorderachse
$m$	Fahrzeugmasse
$\mu$	Modellwahrscheinlichkeit
NASA-TLX	Methode zur Messung der Beanspruchung
NIR	Nah-Infrarot
$N_{Quellen}$	Anzahl der Quellen zur Kursprädiktion
$p$	Irrtumswahrscheinlichkeit
<b>P</b>	Kovarianzmatrix
$P_D$	Detektionswahrscheinlichkeit
$P_{FA}$	Wahrscheinlichkeit eines Fehllarms / einer Fehldetektion
$P_S$	Spurplausibilität
$P_T$	Existenzwahrscheinlichkeit
$\Theta$	Massenträgheitsmoment im Schwerpunkt bzgl. Hochachse
R	Häufigkeiten von Reaktionen
$\rho$	Korrelationskoeffizient
$r$	radiale Entfernung
RADAR	Radio Detection And Ranging
RAS	Richtlinien für die Anlage von Straßen
RBE	Road Border Estimation
$RCS$	Radar Cross Section
RGB	Rot Grün Blau
$\sigma$	Standardabweichung
$S_1, S_2, \dots, S_n$	Sensoren
$S_F$	Sensierung des Fahrzeugzustands
$SNR$	Signal to Noise Ratio
$S_R$	Long-Range-Radarsensor
$S_V$	Mono-Videosensor
$t$	Zeit
$T_{BR}$	Zeitpunkt zum Beginn der Bremsreaktion
TFE	Traffic Flow Estimation
$T_{FR}$	Zeitpunkt zum Beginn der Fahrpedalreaktion
$t_M$	Modulationsdauer
$TTC$	Time To Collision

---

$T_{WB}$	Zeitpunkt zum Warnbeginn
UB	Umfeldbeschreibung
UI	Umfeldinterpretation
$v$	Geschwindigkeit im Schwerpunkt in Längsrichtung
$\dot{v}$	Beschleunigung im Schwerpunkt in Längsrichtung
$v_{Ego}$	Geschwindigkeit des eigenen Fahrzeugs
$v_{Obj}$	Geschwindigkeit des Objekts
$v_{rel}$	Relativgeschwindigkeit des Sensorobjekts zum eigenen Fahrzeug
$w_q$	Gewichtung der Quelle $q$
$x$	Position in longitud. Richtung des fahrzeugfesten Koordinatensystems
$\mathbf{x}$	Zustandsvektor
$X_{Objekt}$	Variable zur Berücksichtigung der Objekteigenschaften
$\psi$	Gierwinkel
$\dot{\psi}$	Gierrate
$\ddot{\psi}$	Gierratenänderung
$y$	Position in lateraler Richtung des fahrzeugfesten Koordinatensystems





# Literaturverzeichnis

- [1] Japan's Legend features (FIR) Night Vision. <http://www.motiontrends.com>. 2005
- [2] ADRIAN, W.: Die Unterschiedsempfindlichkeit des Auges und die Möglichkeit ihrer Berechnung. In: Lichttechnik Bd. 21. 1969, S. 2A
- [3] ANDREONE, L.; ANTONELLO, P.C.; TANGO, F. [u. a.]: EU-Projekt EUCLIDE - Enhanced human machine interface for on vehicle integrated driving support system, Deliverable D5: Subsystem Component Design. 2003. – unveröffentlicht
- [4] ANDREONE, L.; ESCHLER, J.; KEMPF, D. [u. a.]: An application of the human centred design approach to the interaction between the driver and the vehicle: the EUCLIDE project. In: Proceedings of the Conference of Intelligent Transportation Systems in Chicago, USA, 2002
- [5] ARNON, M.; BEUTNAGEL-BUCHNER, U.; GRAF, H.-G.; LÖHLEIN, O.: BMBF-Projekt NIRWARN: Schlussbericht / Bundesministerium für Bildung und Forschung BMBF, FKZ: 01M3157A-D. 2007. – Forschungsbericht
- [6] ARNON, M.; UHLER, W.: A Generic Sensor Model for Real Time Simulation Applications. In: Proceedings of the Conference of Intelligent Transportation Systems in London, Great Britain, 2006
- [7] BARTMANN, A.; REIFFENRATH, D.; JACOBS, A.M. [u. a.]: Sichtabstand bei Fahrten in der Dunkelheit / Bericht der Bundesanstalt für Straßenwesen. 1993 (M 4). – Forschungsbericht
- [8] BEUTNAGEL-BUCHNER, U.; GRIMM, D.; ANDREONE, L. [u. a.]: EU-Projekt EDEL: System architecture design, Deliverable No. D 2.3. 2003. – unveröffentlicht
- [9] BLACKMAN, S.; POPOLI, R.: Design and Analysis of Modern Tracking Systems. Artech House, 1999
- [10] BLACKWELL, H.R.: Contrast Thresholds of the Human Eye. In: Journal of the Optical Society of America Bd. 36. 1946, S. 624 – 643
- [11] BLUME, J.; MAYER, R.: Optik Design von Head-Up Displays für Kraftfahrzeuge. In: Konferenzband Optische Technologien in der Fahrzeugtechnik, VDI-Berichte 1731, 2003
- [12] BOER, E.R.; KUGE, N.; YAMAMURA, T.: Affording Realistic Stopping Behaviour: A Cardinal Challenge for Driving Simulators. In: Proceedings of the 1st Human-Centered Transportation Simulation Conference, The University of Iowa, Iowa City, Iowa, November 4-7, 2001
- [13] BOER, E.R.; YAMAMURA, T.; NOBUYUKI, K.; GIRSHICK, A.: Experiencing the Same Road Twice: A Driver Centered Comparison between Simulation and Reality. In: Driving Simulation Conference DSC Paris, France, 2000

- [14] BROWN, R.G.; HWANG, P.: Introduction to Random Signals and Applied Kalman Filtering. John Wiley & Sons, 1997
- [15] BUBB, H.: Wie viele Probanden braucht man für allgemeine Erkenntnisse aus Fahrversuchen? In: Darmstädter Kolloquium „Mensch & Fahrzeug“, TU Darmstadt, 2003
- [16] BULD, S.; KRÜGER, H.-P.: Abschlussbericht Projekt EMPHASIS: Wirkungen von Assistenz und Automation auf Fahrerzustand und Fahrsicherheit / IZVW - Interdisziplinäres Zentrum für Verkehrswissenschaften an der Universität Würzburg. 2002. – Forschungsbericht
- [17] CHA, D.; PARK, P.: Development of HMI (Human-Machine Interface) Assessment System and Derivation of Design Variable of Vehicle Navigation System. In: Journal of Korean Society of Transportation 15 (1997), Nr. 2
- [18] DICKMANN, E.; ZAPP, A.: A curvature-based scheme for improving vehicle guidance by computer vision. In: Proc. SPIE Conference on Mobile Robots Bd. 727, 1986
- [19] Kap. Fusionsarchitekturen zur Umfeldwahrnehmung In: DIETMAYER, K.; KIRCHNER, A.; KÄMPCHEN, N.: Fahrerassistenzsysteme mit maschineller Wahrnehmung. Springer-Verlag, 2005, S. 59–88
- [20] Kap. Human Factors Field Evaluation of Automotive Headway Maintenance / Collision Warning Devices In: DINGUS, T.A.; MCGEHEE, D.V.; MANAKKAL, N. [u. a.]: Human Factors. Bd. 39(2). Human Factors and Ergonomics Society, 1997, S. 216–229
- [21] ENDSLEY, M.R.; GARLAND, D.: Situation Awareness Analysis and Measurement. Lawrence Erlbaum Associates, London, 2000
- [22] ENDSLEY, M.R.; BOLTÉ, B.; JONES, D.: Designing for Situation Awareness: An Approach to User-Centered Design. Taylor & Francis, London and New York, 2003
- [23] ESCHLER, J.; ANDREONE, L.: The Project EUCLIDE: Human Machine Interaction of a Collision Warning System Based on Sensor Data Fusion. In: Proceedings of the Conference of Intelligent Transportation Systems in Nagoya, Japan, 2004
- [24] FORSCHUNGSGESELLSCHAFT FÜR STRASSEN- UND VERKEHRSWESEN, ARBEITSGRUPPE STRASSENENTWURF. Richtlinien für die Anlage von Straßen, Teil: Linieneinführung (RAS-L). 1995
- [25] FORSCHUNGSGESELLSCHAFT FÜR STRASSEN- UND VERKEHRSWESEN, ARBEITSGRUPPE VERKEHRSFÜHRUNG UND VERKEHRSSICHERHEIT. Merkblatt für die Auswertung von Straßenverkehrsunfällen, Teil 1: Führen und Auswerten von Unfalltypen-Steckkarten. 1998
- [26] GAUSEMEIER, J.; EBBESMEYER, P.; KALLMEYER, F.: Produktinnovation. Carl Hanser Verlag, 2001
- [27] GOLDBECK, J.; HÜRTGEN, B.: Lane Detection and Tracking by Video Sensors. In: IEEE Proc. Int. Conf. On Intelligent Transportation Systems, Tokyo Japan, October 5-8, 1999
- [28] GOLDSTEIN, E.B.: Wahrnehmungspsychologie. Bd. 2. Spektrum Akademischer Verlag, 2002
- [29] GUGERTY, L.: Situation Awareness During Driving: Explicit and Implicit Knowledge in Dynamic Spatial Memory. In: Journal of Experimental Psychology 3 (1997), S. 42–66

- [30] HALL, D.L.; LLINAS, J.: An introduction to multisensor data fusion. In: Proceedings of the IEEE Bd. 85, 1997, S. 6–23
- [31] HART, S.; STAVELAND, L.: Development of NASA-TLX (Task Load Index): Results of Empirical and Theoretical Research. In: P. A. Hancock & N. Meshkati (Eds.), Human Mental Workload. Amsterdam: North Holland Press. (1988), S. 239–250
- [32] HENNING, M.J.; KIENAST, H.; LINDNER, P. [u. a.]: Multifunktionale Mensch-Maschine-Schnittstelle für Fahrerassistenzsysteme. In: 5. Workshop Fahrerassistenzsysteme FAS2008, Walting im Altmühltal, 2.–4. April, 2008
- [33] HOGENMÜLLER, T.: Entwicklung und Programmierung eines Systems zur Hinderniswarnung im Kraftfahrzeug mit hochgenauem GPS, Hochschule Offenburg, Diplomarbeit, 2004
- [34] ISO - INTERNATIONAL ORGANIZATION FOR STANDARDIZATION. ISO 9241 - Ergonomic requirements for office work with visual display terminals (VDTs) - Part 11: Guidance on usability. 1998
- [35] JAKUBASCH, K. Nachschlagwerk für Sachverständige der Kraftfahrzeuge, des Kraftfahrzeugverkehrs und der Straßenverkehrsunfälle. 1998
- [36] KADAR, I. [u. a.]: Comparison of Robustized Assignment Algorithms. In: Signal Processing, Sensor Fusion and Target Recognition VI, Proc. SPIE Bd. 3068, 1997, S. 240–249
- [37] KALLENBACH, I; SCHWEIGER, R.; PALM, G.; LÖHLEIN, O.: Multi-class Object Detection in NIR-images Using a Hierarchy of Cascaded Classifiers. In: Proc. of IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Tokyo, Japan, 2006
- [38] KAUSSNER, A.: Dynamische Szenarien in der Fahrsimulation, Julius Maximilians-Universität Würzburg, Diss., 2003
- [39] KLOTZ, A.; SPARBERT, J.; HÖTZER, D.: Lane data fusion for driver assistance systems. In: 7th Information Fusion Conference, Stockholm, 2004
- [40] KÖNIG, W.; MUTSCHLER, H.: MMI of warning systems in vehicles (Technical Report, Draft, Reference No. ISO/TC22/SC13/WG8) / International Organization for Standardization (ISO). 2002. – Forschungsbericht
- [41] KNOLL, P.M.: Vorausschauende Sicherheitssysteme – die Schritte zur Unfallvermeidung. In: Robert Bosch GmbH, Vortrag bei VDA Technischer Kongress, Rüsselsheim, 2004
- [42] KNOLL, P.M.; ESCHLER, J.; GRIMM, D.; LOPEZ, E.: Verbesserung der Nachtsicht mit nahem Infrarot - Simulation und Realisierung / VDI (Verein Deutscher Ingenieure). 2003 (1731). – VDI Berichte
- [43] KOLAWOLE, M.: Radar Systems, Peak Detection and Tracking. Newnes, 2002
- [44] KONZERNFORSCHUNG VW: Vorausschauendes Auto. In: Automotive Systeme 5 (2004), S. 38–40
- [45] LAND, M.F.; HORWOOD, J.: How speed affects the way visual information is used in steering. In: Vision in Vehicles VI (1998), S. 43–50
- [46] LANGER, D.; SWITKES, J.P.; STOSCHEK, A.; HUHNKE, B.: Environment Perception in The 2007 Urban Challenge: Utility for Future Driver Assistance Systems. In: 5. Workshop Fahrerassistenzsysteme FAS2008, Walting im Altmühltal, 2.–4. April, 2008

- [47] LEE, W.C.: Beiträge zur Entwicklung eines Fahrerassistenz-Systems für Einparkvorgänge, Technische Universität Ilmenau, Diss., 2006
- [48] LERNER: Automotive Collision Avoidance Field Operational Test: Warning Cue Implementation Summary Report / National Highway Traffic Safety Administration, U.S. Department of Transportation. 2002. – Forschungsbericht
- [49] LERNER, M.; ALBRECHT, M.; EVERS, C.: Das Unfallgeschehen bei Nacht / Bericht der Bundesanstalt für Straßenwesen. 2005 (M 172). – Forschungsbericht
- [50] LERNER, N.D.; DEKKER, D.K.; STEINBERG, G.V.; HUEY, R.W.: Inappropriate Alarm Rates and Driver Annoyance / Office of Crash Avoidance Research National Highway Traffic Safety Administration U.S. Department. of Transportation. 1996. – Forschungsbericht
- [51] MAASS, A.: Prädiktion des Fahrzeugkurses für einen adaptiven Fahrgeschwindigkeitsregler, Universität Hannover, Diplomarbeit, 2000
- [52] MAHLKE, S.; THÜRING, M.; RÖSLER, D.; SEIFERT, K.; KREMS, J.F.: Evaluation of six night vision enhancement systems: Qualitative and quantitative support for intelligent image processing. In: Human Factors 49 (2007), Nr. 3, S. 518–531
- [53] MALATERRE, G.: Comparisons between Simulation & Actual Driving Situations: some Experiments. In: DSC'95, Sophia Antipolis, France Bd. 11, 1995
- [54] MANZ, K.; KLINGER, K.: Optische Technologien im Automobil. Vorlesung des Lichttechnischen Instituts der Universität Karlsruhe. 2005
- [55] MÄDER, H.; PÖPPEL-DECKER, M.: Regionalstruktur nächtlicher Freizeitunfälle junger Fahrer in den Jahren 1997 und 1998 / Bericht der Bundesanstalt für Straßenwesen. 2001 (M 129). – Forschungsbericht
- [56] MESOW, L.; GAUGER, C.: Multi sensor data simulation in vehicle environment to test sensor fusion algorithms. In: EUROSIM-FRANCOSIM-ARGESIM, 2004
- [57] MÖHLER, W.: Untersuchung der visuellen Wahrnehmung des Straßenraumes und dessen Einfluß auf das Fahrverhalten, Rheinisch Westfälische Technische Hochschule Aachen, Diss., 1988
- [58] MINETA, K.; UNOURA, K.; IKEDA, T.: Development of a Lane Mark Recognition System for a Lane Keeping Assist System. In: Intelligent Vehicle Initiative - Controls (SP-1771) in: SAE World Congress and Exposition, Detroit, Michigan, 2003
- [59] MITSCHKE, M.; WALLENTOWITZ, H.: Dynamik der Kraftfahrzeuge. 4. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2004
- [60] Kap. Observer sensitivity to element reliability in a multielement visual display In: MONTGOMERY, D.A.; SORKIN, R.D.: Human Factors. 1996, S. 484–494
- [61] MOURANT, R.R.; ROCKWELL, T.H.: Strategies of visual search by novice and experienced drivers. In: Human Factors 14(4) (1972), S. 325–335
- [62] MUTSCHLER, H.: Informationsdarstellung im Fahrzeug mit Hilfe eines Head-Up Displays / Bericht der Bundesanstalt für Straßenwesen. 1995 (F11). – Forschungsbericht
- [63] NAKAMURA, K.; INADA, J.; KAKIZAKI, M. [u. a.]: Windshield Display for Intelligent Transport System. In: Proceedings of the Conference of Intelligent Transportation Systems in Nagoya, Japan, 2004

- [64] Kap. Informationsfusion für Fahrerassistenzsysteme In: NIEHSEN, W.; GARNITZ, R.; WEILKES, M.; STÄMPFLE, M.: Fahrerassistenzsysteme mit maschineller Wahrnehmung. Springer-Verlag, 2005, S. 43–57
- [65] OKABAYASHI, S.: Japanese Technology Reviews. Bd. 27: Visual Optics of Head-Up Displays (HUDs) in Automotive Applications. Gordon and Breach Science Publishers SA, 1996
- [66] PARASURAMAN, R.; HANCOCK, P.A.; OLOFINBOBA, O.: Alarm effectiveness in driver-centered collision-warning systems. In: Ergonomics 40 (1997), S. 390–399
- [67] POLYCHRONOPOULOS, A.; KEMPF, D.; MARINETTO, M. [u. a.]: Role of a Driver Cognition Model in the Design of an Anti-collision Warning System. In: 2nd International Driving Symposium on Human Factors in Driver Assessment, Park City, USA, 2003
- [68] POLYCHRONOPOULOS, A.; KEMPF, D.; MARINETTO, M. [u. a.]: Warning Strategies Adaptation in a collision avoidance/vision enhancement system. In: Conference on Human Computer Interaction Crete, 2003
- [69] POLYCHRONOPOULOS, A.; SCHEUNERT, U.; TANGO, F.: Centralized Data Fusion for Obstacle and Road Borders Tracking in a Collision Warning System. In: Proceedings of the Seventh International Conference on Information Fusion, Stockholm, Sweden, 2004
- [70] POLYCHRONOPOULOS, A.; TSOGAS, M.; AMDITIS, A. [u. a.]: Dynamic situation and threat assessment for collision warning systems: the EUCLIDE approach. In: IEEE Intelligent Vehicles Symposium, University of Parma, June 14-17, 2004
- [71] POLYCHRONOPOULOS, A.; TSOGAS, M.; SCHEUNERT, U. [u. a.]: Non-Linear Filtering Techniques in Intelligent Vehicles' Functions. In: IEEE-EURASIP Workshop on Nonlinear Signal and Image Processing NSIP, Grado-Trieste, Italien, 2003
- [72] RASMUSSEN, J.: Skills, rules, knowledge: Signals, signs, and symbols and other distinctions in human performance models. In: IEEE Transactions on Systems, Man, & Cybernetics 13(3) (1983), S. 257–267
- [73] RATHER, L.: Entwicklung einer blickwinkelanalogen Anzeige zur Darstellung von Warnungen für den Fahrer, Hochschule Esslingen, Diplomarbeit, 2004
- [74] REICHART, G.: Menschliche Zuverlässigkeit beim Führen von Kraftfahrzeugen, Technische Universität München, Diss., 2001
- [75] ROBERT BOSCH GMBH, Stuttgart. 75 Jahre Bosch-Licht. 1988
- [76] ROBERT BOSCH GMBH, Stuttgart. Bosch Lichtsysteme und Bordelektrik. <http://www.bosch.com>. 2008
- [77] SCHMIDT-CLAUSEN, H.-J.; FREIDING, A.: Sehvermögen von Kraftfahrern und Lichtbedingungen im nächtlichen Straßenverkehr / Bericht der Bundesanstalt für Straßenwesen. 2004 (M158). – Forschungsbericht
- [78] SIDAWAY, B.; FAIRWEATHER, M.; SEKIYA, H. [u. a.]: Time-to-Collision Estimation in a Simulated Driving Task. In: Human Factors 38(1) (1996), S. 101–113
- [79] SINGER, R.A.: Estimating Optimal Tracking Filter Performance for Manned Maneuvering Targets. In: IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems AES-5 (1970), S. 473–483

- [80] SMUDA, P.; SCHWEIGER, R.; NEUMANN, H. [u. a.]: Multiple Cue Data Fusion with Particle Filters for Road Course Detection in Vision Systems. In: Intelligent Vehicles Symposium, Tokyo, Japan, 2006, S. 400–405
- [81] SOLSO, R.L.: Kognitive Psychologie. Bd. 6. Springer Medizin Verlag Heidelberg, 2005
- [82] Kap. Fahrerassistenzsysteme – Von realisierten Funktionen zum vernetzt wahrnehmenden, selbstorganisierenden Verkehr In: STILLER, C.: Fahrerassistenzsysteme mit maschineller Wahrnehmung. Springer-Verlag, 2005, S. 1–20
- [83] TINKER, P.; AZUMA, R. [u. a.]: Driving Simulation for Crash Avoidance Warning Evaluation. In: Proceedings of 29th ISATA Dedicated Conference on Simulation, Diagnosis and Virtual Reality in the Automotive Industry. Florence, Italy, 3-6 June, 1996, S. 367–374
- [84] TROPPMANN, R.; HÖGER, A.: ACC-Systeme; Hardware, Software & Co. Teil 2. In: Automotive Systeme, Carl Hanser Verlag, München 5 (2005), Nr. 6, S. 58–62
- [85] UHLER, W.; LICHTENBERG, B.: Driving Course Prediction Using Distance Sensor Data. In: IV: Vehicle Navigation Systems and Advanced Controls (SP-1428) in: SAE International Congress and Exposition Detroit, Michigan March 1-4, 1999
- [86] VALLERIE, L.L.: Peripheral Vision Displays, Phase II Report / NASA (National Aeronautics and Space Administration). 1968. – Forschungsbericht
- [87] VALYUS, N.A.: Stereoscopy. Focal Press, 1962
- [88] VDI (VEREIN DEUTSCHER INGENIEURE): Methodik zum Entwickeln und Konstruieren technischer Systeme und Produkte. 1993 (2221). – VDI-Richtlinie
- [89] WEBER, S.: Unfälle in der Dunkelheit. Deutscher Verkehrssicherheitsrat e.V., Bonn, 2003
- [90] WELCH, G.; BISHOP, G. An Introduction to the Kalman Filter. SIGGRAPH 2001, Course 8, ACM, Inc. 2001
- [91] WICKENS, C.D.; LEE, J.; LIU, Y.; GORDON BECKER, S.: An Introduction to Human Factors Engineering. Pearson Prentice Hall, 2004
- [92] WINNER, H.; WINTER, K.; LUCAS, B.; MAYER, H.: Adaptive Fahrgeschwindigkeitsregelung ACC. Robert Bosch GmbH, 2002
- [93] WITTE, S.: Simulationsuntersuchungen zum Einfluß von Fahrerverhalten und technischen Abstandsregelsystemen auf den Kolonnenverkehr, Technische Hochschule Karlsruhe, Diss., 1996

Liste der Diplomarbeiten, die im Rahmen dieser Dissertation entstanden sind und deren Ergebnisse verwendet wurden:

- Rather, Leon: Entwicklung einer blickwinkelanalogen Anzeige zur Darstellung von Warnungen für den Fahrer
- Bagusch, Andreas: Vergleich verschiedener HMI-Varianten für PKW-Nachtsichtsysteme mittels Fahrsimulation
- Müller, Andreas: Entwicklung einer Warnfunktion für ein situationsbezogen warnendes Fahrerassistenzsystem zur Verbesserung der Nachtsicht
- Wu, Yun: Entwicklung eines Algorithmus zur Spurprädiktion für die Auswahl relevanter Objekte zur Kollisionswarnung
- Donis, Dieter: Untersuchung eines Display- und Optikkonzepts für ein warnendes Nachtsichtsystem





# Anhang A

## Unfalltypen-Katalog

Unfalltyp	Erläuterung
Fahrerunfall	<ul style="list-style-type: none"><li>• Verlust der Kontrolle über das Fahrzeug, ohne dass andere Verkehrsteilnehmer dazu beigetragen haben</li></ul>
Abbiegen	<ul style="list-style-type: none"><li>• Konflikt zwischen vorfahrtsberechtigtem Abbieger und einem weiteren wartepflichtigen Verkehrsteilnehmer an Kreuzungen, Einmündungen, Grundstücks- oder Parkplatzzufahrten</li></ul>
Einbiegen/Kreuzen	<ul style="list-style-type: none"><li>• Konflikt zwischen einbiegendem oder kreuzendem wartepflichtigen und einem weiteren vorfahrtsberechtigten Verkehrsteilnehmer an Kreuzungen, Einmündungen, Grundstücks- oder Parkplatzzufahrten</li></ul>
Überschreiten	<ul style="list-style-type: none"><li>• Konflikt zwischen einem Fahrzeug und einem die Fahrbahn querenden Fußgänger</li></ul>
Ruhender Verkehr	<ul style="list-style-type: none"><li>• Konflikt zwischen fahrendem und parkendem Fahrzeug</li></ul>
Längsverkehr	<ul style="list-style-type: none"><li>• Unfallbeteiligte bewegen sich in gleicher oder entgegengesetzter Richtung</li></ul>
Sonstige	<ul style="list-style-type: none"><li>• Unfall lässt sich nicht den übrigen Unfalltypen zuordnen,</li><li>• Dieser Unfalltyp beinhaltet auch den Fall „Hindernis oder Tier auf der Fahrbahn“</li></ul>

Tabelle A.1: Kurzbeschreibung der Unfalltypen [25]



# Anhang B

## Grundlagen von Head-Up Displays

### B.1 Aufbau eines Head-Up Displays

Der optische Strahlengang eines Head-Up Displays für die Nutzung im Pkw nach [11] ist in Abbildung B.1 dargestellt. Das HUD enthält neben der bildgebenden Einheit mehrere optische Elemente in Form von ebenen Spiegeln oder Freiformspiegeln. Die Frontscheibe stellt ein weiteres optisches Element dar, da sie zur Einspiegelung des virtuellen Bilds in das Fahrersichtfeld dient.

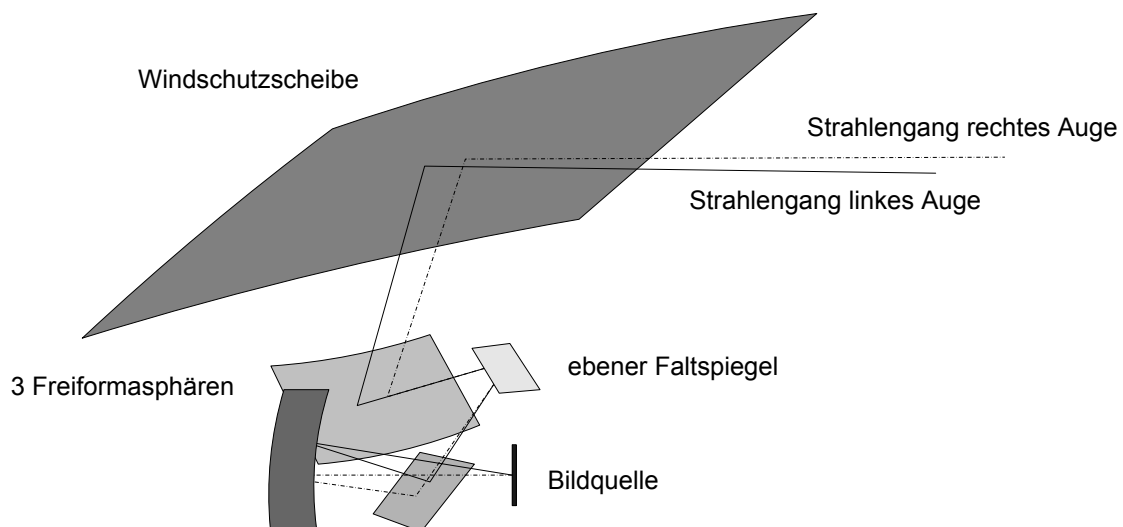


Abbildung B.1: HUD-Optik mit drei Freiformasphären und Zwischenbild [11]

Die Spiegel innerhalb des Systems dienen sowohl der Strahlfaltung (ebener Faltspiegel) als auch der Strahlformung. Hierdurch wird das virtuelle Bild mit einer definierten Vorverzerrung erzeugt, um die weiteren, durch die Frontscheibe entstehenden, Verzerrungen auszugleichen und dem Fahrer somit ein unverzerrtes Bild darzustellen.

### B.2 Markierung von Hindernissen im Head-Up Display

Bei der Nutzung von Symbolen im HUD zur Markierung von Objekten, die sich auf der Fahrbahn befinden, müssen die vom Fahrer eingesetzten physiologischen und psychologi-

schen Mechanismen zur Entfernungsabschätzung beachtet werden. Wie Studien von [63] gezeigt haben, ist die richtige Vermittlung der Objektentfernung von großer Bedeutung, um dem Fahrer eine schnelle dreidimensionale Lokalisierung eines Hindernisses zu ermöglichen.

Die dabei hauptsächlich wirksamen physiologischen Mechanismen zur Entfernungswahrnehmung betreffen die Disparität der von beiden Augen wahrgenommenen Bildinformation und die Konvergenzstellung der Augen. Während der Fahrt ist die visuelle Aufmerksamkeit des Fahrers auf den vor ihm liegenden Fahrbahnbereich gerichtet [65]. Dabei nehmen die Augen eine bestimmte Konvergenzstellung ein, d.h., rechtes und linkes Auge stehen so in einem Winkel zur Mittelachse des Kopfes, dass sich die linke und die rechte Sichtlinie in dem betrachteten Punkt auf der Fahrbahn schneiden.

Die vom rechten und linken Auge wahrgenommenen Einzelbilder unterscheiden sich dabei geringfügig voneinander, da beide Augen die Szene von unterschiedlichen Blickwinkeln aus betrachten. Diese Abweichung wird als Disparität bezeichnet [87].

Der Sehapparat ist so entwickelt, dass Disparität und Konvergenz für jeden betrachteten Gegenstand automatisch zu einer korrekten Bild- und Tiefeninformation umgerechnet werden. Wird dem Betrachter nun ein weiterer Gegenstand angezeigt (in Form des virtuellen Bilds des Head-Up Displays), der sich in einer Ebene zwischen dem ursprünglich fixierten Gegenstand und dem Betrachter befindet, so ist das Gehirn unter Umständen nicht in der Lage, die beiden Einzelbilder des zweiten Gegenstands zu einem Bild zu vereinen. In diesem Fall würde der Fahrer ein horizontales Doppelbild sehen.

Um diesen Effekt zu vermeiden, wäre es optimal, die Lage der virtuellen Ebene so weit nach hinten zu legen, dass sie sich in der tatsächlichen Objektentfernung befindet. Dies ist jedoch bei variablen Hindernisentfernungen zwischen 40 m und 150 m technisch sehr aufwändig.

In der Veröffentlichung von [63] wird zur Lösung dieses Problems ein stereoskopisch arbeitendes HUD vorgeschlagen. Die prinzipielle Funktionsweise stellt Abbildung B.2 dar.

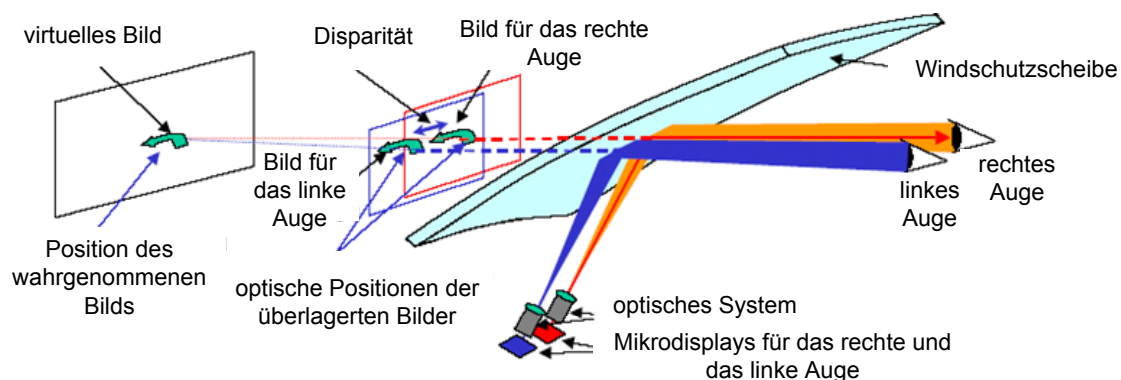


Abbildung B.2: Stereoskopisches Head-Up Display [63]

Das System besteht aus zwei Mikrodisplays, von denen jeweils ein virtuelles Bild für das rechte und das linke Auge erzeugt wird. Durch diese Anordnung soll ein „Stereo-Übersprechen“, bei dem z.B. das linke Auge das Bild sehen kann, welches eigentlich für das rechte Auge gedacht ist, verhindert werden. Für den Fahrer erscheint ein der Umgebung überlagertes Bild in der Entfernung, die der Disparität zwischen den beiden Einzelbildern für das linke und das rechte Auge entspricht. Untersuchungen mit dem stereoskopischen HUD haben laut [63] gezeigt, dass die physiologischen Effekte zur Entfernungswahrnehmung bis in eine Distanz von 250 m wirksam sind.

Die psychologischen Mechanismen zur Entfernungswahrnehmung verwenden laut [28] vor allem die Merkmale „relative Größe“, „Überdeckung“, „Perspektive“ sowie „Licht und Schatten“. Als wesentlich für die Abschätzung von Entfernungen im Straßenverkehr hat sich in den Untersuchungen von [63] die relative Positionierung der Symbole zur Fahrbahn erwiesen, die die Wahrnehmung von Entfernungen bis in eine Distanz von 500 m beeinflusst.



# Anhang C

## Berechnung des Flussmusters aus der Segmentanordnung im HMI

In Abbildung C.1 ist die (in die Perspektive umgerechnete) vertikale Lage der Segmente im Display bezogen auf die tatsächliche Hindernisentfernung dargestellt. Die vertikale Position im Display ist auf die gesamte Displayhöhe normiert. Der Verlauf der Kennlinie ist nicht linear, wie es bei einer rein perspektivischen Darstellung äquidistanter Abstände zu erwarten wäre, da die Segmentlängen so gewählt wurden, dass sie ein möglichst auffälliges Flussmuster erzeugen. Zur Darstellung eines homogenen Anzeigeverlaufs wurden die Übergänge zwischen den einzelnen Segmenten durch eine Funktion zur Überblendung von einem vorhergehenden auf das nächste Segment „weich“ gestaltet. Die Möglichkeit für den Fahrer, eine Objektentfernung aus der Perspektive abzuleiten, wurde durch diese Maßnahme nicht negativ beeinflusst.

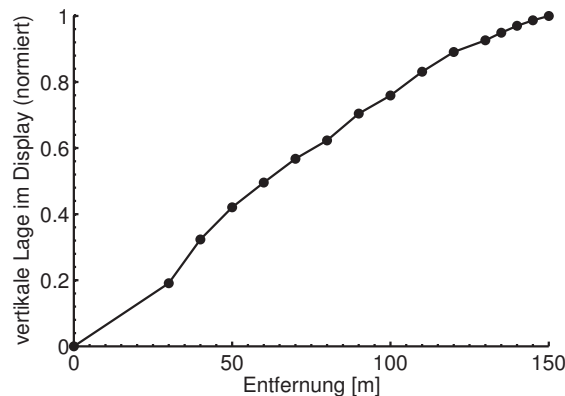


Abbildung C.1: Kennlinie der perspektivischen Segmentanordnung im HMI

Die Anzahl der Segmente im Bereich 130 m - 150 m ist, im Vergleich zum übrigen Entfernungsbereich, relativ hoch. Auch diese Maßnahme dient der Verstärkung des visuellen Reizes zum Ausgleich der kleineren Segmentflächen durch die perspektivische Darstellung.

Auf Basis der Kennwerte in Abbildung C.1 lässt sich die im HUD dargestellte Sehwindelgeschwindigkeit bei der Annäherung an ein stehendes Hindernis berechnen. Die Vorgehensweise hierzu ist in Abbildung C.2 skizziert. Der Fahrer befindet sich in der Entfernung  $l_{\text{Fahrer}}$  zum virtuellen Bild des HUD. Auf einem Bereich der vertikalen Displayfläche  $h_{\text{Disp}}$  wird eine Warnung dargestellt, indem die horizontalen Balken dieses Bereichs innerhalb

einer bestimmten Zeitdauer nacheinander aktiviert werden. Die Zeitdauer, innerhalb der dies geschieht, ergibt sich aus dem Verhältnis der Annäherungsgeschwindigkeit  $v$  an das Hindernis zu der zurückgelegten Wegstrecke  $\Delta d_{Obj}$ , die den im HMI dargestellten Balken entspricht. Da es sich um kleine Winkel handelt, lässt sich der bei der Warnung durchlaufene Sehwinkel  $\alpha$  näherungsweise als  $\alpha \approx \sin(\alpha)$  berechnen.

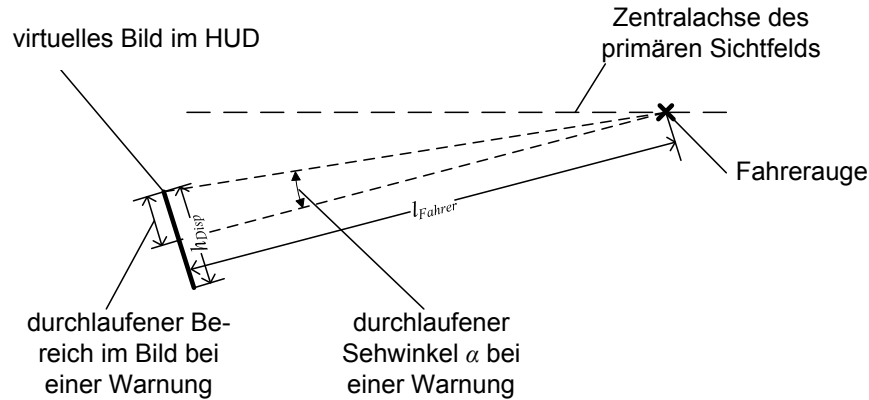


Abbildung C.2: Skizze zur Berechnung der im HUD dargestellten Sehwinkelgeschwindigkeit

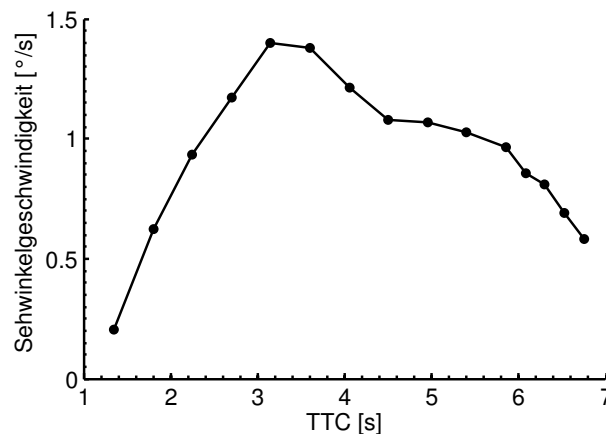


Abbildung C.3: Sehwinkelgeschwindigkeit bei der Annäherung an ein stehendes Hindernis mit 80 km/h

Die Formel zur Berechnung der Sehwinkelgeschwindigkeit ist in Gleichung C.1 angegeben. Die Abbildung C.3 zeigt die über einen Mittelwertfilter geglättete Sehwinkelgeschwindigkeit in Abhängigkeit von der  $TTC$ , die sich bei der Annäherung an ein stehendes Hindernis mit einer Geschwindigkeit von 80 km/h ergibt. Für das Diagramm wurde – entsprechend der Werte des in Kapitel 3.1 dargestellten Mockups –  $h_{Disp} = 150$  mm sowie  $l_{Fahrer} = 1200$  mm angenommen.

$$\dot{\alpha} = \frac{h_{Disp} \cdot v \cdot 180^\circ}{l_{Fahrer} \cdot \Delta d_{Obj} \cdot \pi} \quad (C.1)$$



Mit:

$\dot{\alpha}$  : Sehwinkelgeschwindigkeit [ $^{\circ}$ /s]

$h_{Disp}$  : vertikale Höhe der zur Warnung verwendeten Displayfläche [mm]

$l_{Fahrer}$  : Entfernung zwischen Fahrerauge und virtuellem HUD-Bild [mm]

$v$  : Geschwindigkeit des eigenen Fahrzeugs [m/s]

$\Delta d_{Obj}$  : Entfernung, die das Objekt bei der Annäherung durchläuft [m]

In [28] ist als Schwellenwert für die periphere Wahrnehmung von Flussmustern – je nach Strukturierung des Hintergrunds – ein Bereich von  $0,17 \dots 0,33^{\circ}$ /s angegeben. Laut [86] hängt der Schwellenwert auch davon ab, wie weit in der Peripherie das Display angebracht ist. Je weiter in der Peripherie, desto stärker muss der Reiz und damit die Geschwindigkeit des Flussmusters sein, da die Anzahl der Rezeptoren im Auge mit größer werdendem Sichtwinkel abnimmt.

Aus der Abbildung C.3 geht hervor, dass die in der Literatur genannten Werte über den gesamten Bereich der Warnung von der dargestellten Sehwinkelgeschwindigkeit übertroffen werden. In dem *TTC*-Bereich zwischen 3 und 5 s beträgt  $\dot{\alpha}$  sogar mehr als das zehnfache der Schwellen. Mit der dargestellten Segmentanordnung konnte demnach eine gute Wahrnehmbarkeit der Warnung, auch bei periphererer Betrachtung des Displays, sichergestellt werden.



# Anhang D

## Erweitertes Kalman-Filter

Zur Durchführung der Filterberechnungen werden die zu filternden Größen beim Erweiterten Kalman-Filter in einem  $n$ -dimensionalen Zustandsvektor,  $\mathbf{x}_k$ , zusammengefasst. Die Einträge des Zustandsvektors werden entsprechend der zu filternden Größen sowie gemäß des im Filter verwendeten Systemmodells gewählt. Der Zustandsvektor wird in jedem Rechenzyklus des Kalman-Filters, bezeichnet mit  $k$ , aktualisiert.

$$\mathbf{x}_k = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} \quad (\text{D.1})$$

Die Eingangsdaten des Filters werden aus den Mess- und – falls vorhanden – den Steuergrößen gebildet. Sie werden analog zum Zustandsvektor in eigenen Vektoren dargestellt,  $\mathbf{z}_k$  für die Messgrößen und  $\mathbf{u}_k$  für die optionalen Steuergrößen.

Kern des Filtervorgangs ist die Prädiktion des Systemzustands mittels einer Zustandsübergangsmatrix, in der das a priori Wissen über das Systemverhalten in Form der den Zustandsübergang beschreibenden Gleichungen gespeichert ist. Dieser prädizierte Systemzustand wird unter Berücksichtigung der Varianzen von Schätzung und Messung mit der aktuellen Messung abgeglichen und zu einer neuen Zustandsschätzung verarbeitet.

Das erweiterte Kalman-Filter wird für die Filterung nichtlinearer Systeme verwendet und arbeitet mit einer Linearisierung der Zustandsgleichungen des Systems im Arbeitspunkt. Für diese Linearisierung wird die partielle Ableitung der Gleichungen für den Zustandsübergang und der Gleichungen für die Umrechnung des Messvektors in den Zustandsraum berechnet. Diese partiellen Ableitungen dienen zur Bildung der Zustandsübergangsmatrix sowie der Matrizen zur Einbindung des Messvektors. In gleicher Weise wird bei der Einbindung eines zusätzlichen Vektors mit Steuergrößen in den Filterprozess vorgegangen.

Der Formalismus eines kompletten Filterzyklus wird im Folgenden kurz dargestellt, da sich eine Reihe von Algorithmen innerhalb der in dieser Arbeit entwickelten Informationsplattform darauf beziehen. Die Darstellung erfolgt in Anlehnung an [9] und [90].

Bezeichnungen:

- $\mathbf{x}_k$  : Zustandsvektor
- $\mathbf{x}_k^-$  : prädizierter Zustandsvektor
- $\Phi_k$  : Zustandsübergangsmatrix
- $\mathbf{u}_k$  : Eingangsvektor für Steuergrößen (optional)
- $\mathbf{B}_k$  : Eingangsmatrix für Steuergrößen (optional)
- $\mathbf{z}_k$  : Eingangsvektor für Messgrößen
- $\mathbf{h}_k$  : Ausgangsmatrix der Messgrößen
- $\mathbf{H}_k$  : Jacobi-Matrix der Ausgangsmatrix  $\mathbf{h}_k$
- $\mathbf{Q}_k$  : Kovarianzmatrix des Zustandsvektors
- $\mathbf{R}_k$  : Kovarianzmatrix des Messvektors
- $\mathbf{P}_k^-$  : prädizierte Fehlerkovarianzmatrix
- $\mathbf{P}_k$  : Schätzung der Fehlerkovarianzmatrix
- $\mathbf{K}_k$  : Kalman-Gain
- $\mathbf{I}$  : Einheitsmatrix

Der Kalman-Filterzyklus gliedert sich in die folgenden Schritte:

- a. Initialisierung des Kalman-Filters mit einer Schätzung und der zugehörigen Fehlerkovarianzmatrix

$$\mathbf{x}_0 \text{ und } \mathbf{P}_0$$

(in aller Regel wird  $\mathbf{x}_0$  mit einer aktuellen Messung befüllt und  $\mathbf{P}_0$  auf den Diagonalelementen mit passenden Varianzen initialisiert)

- b. Prädiktion der Zustandsschätzung und der Fehlerkovarianzmatrix auf den nächsten Messzyklus  $k + 1$

$$\mathbf{x}_{k+1}^- = \Phi_k \cdot \mathbf{x}_k + \mathbf{B}_k \cdot \mathbf{u}_k \quad (\text{D.2})$$

$$\mathbf{P}_{k+1}^- = \Phi_k \cdot \mathbf{P}_k \cdot \Phi_k^T + \mathbf{Q}_k \quad (\text{D.3})$$

Die Verwendung von  $\mathbf{u}_k$  und  $\mathbf{B}_k$  ist dabei optional: für die bei [47] beschriebene Filterung auf Basis eines Einspurmodells werden als Eingangsgrößen redundante Signale von Drehzahlsensoren und Lenkradwinkel verwendet. In der Veröffentlichung von [71] im Rahmen des EUCLIDE-Projekts wird durch den Zusatzterm eine Verschiebung des Koordinatensystems aufgrund der Fahrzeug-Eigenbewegung eingerechnet.

Nun erfolgt der Übergang zum nächsten Filterzyklus, daher entspricht die Notation  $k$  im Folgenden der bisherigen Notation  $k + 1$

- c. Berechnung der Kalman „Gain“-Matrix (Verstärkungsmatrix)

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_k^- \cdot \mathbf{H}_k^T \cdot (\mathbf{H}_k \cdot \mathbf{P}_k^- \cdot \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1} \quad (\text{D.4})$$

Die Gain-Matrix beinhaltet Gewichtungsfaktoren für einzelne Elemente des Messvektors  $\mathbf{z}_k$ , die im nächsten Berechnungsschritt zur Korrektur der Zustandsprädiktion mit Hilfe des aktuellen Messvektors verwendet werden. Aus Gleichung D.4 wird deutlich, dass in die Berechnung der Gain-Matrix die Varianzen der Zustandsprädiktion,

$\mathbf{P}_k^-$ , und des Messprozesses,  $\mathbf{R}_k$ ), eingehen. Durch die Einbeziehung der Varianzen wird die Quelle (Zustandsprädiktion oder Messung), die im aktuellen Zeitschritt am zuverlässigsten erscheint, bei der nachfolgenden Aktualisierung der Zustandsschätzung am stärksten gewichtet.

- d. Aktualisierung der Zustandsschätzung mit der neuen Messung  $\mathbf{z}_k$

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{x}_k^- + \mathbf{K}_k \cdot (\mathbf{z}_k - \mathbf{h}_k(\mathbf{x}_k^-)) \quad (\text{D.5})$$

Bei der Berechnung der aktualisierten Zustandsschätzung wird die Funktion des Kalman-Filters als rekursiver Schätzer deutlich: Die prädizierte Zustandsschätzung  $\mathbf{x}_k^-$  wird über die Kalman-Gain-Matrix  $\mathbf{K}_k$  mit der Abweichung zwischen der aktuellen Messung und  $\mathbf{x}_k^-$  zu einem aktuellen Zustandsvektor verrechnet.

- e. Aktualisierung der Fehlerkovarianz

$$\mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \cdot \mathbf{H}_k) \cdot \mathbf{P}_k^- \quad (\text{D.6})$$

Der Filterzyklus beginnt nach dem Berechnungsschritt „e“ wieder von Neuem mit Schritt „b“ und der Berechnung der Prädiktion.

Zusätzlich zu den angegebenen Berechnungsschritten gilt beim Erweiterten Kalmen Filter der im Folgenden dargestellte Formalismus zur Berechnung der Vektoren und Matrizen, die zur Prädiktion des Zustandsvektors und zur Einbeziehung der Messdaten verwendet werden.

Der für den nächsten Zeitschritt  $k+1$  prädizierte Zustandsvektor lässt sich ausdrücken als:

$$\mathbf{x}_{k+1} = \begin{pmatrix} x_{1,k+1} \\ \vdots \\ x_{n,k+1} \end{pmatrix} = f(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k) \quad (\text{D.7})$$

Für die Zustandsübergangsmatrix gilt dann als partielle Ableitung dieser Zusammenhänge:

$$\mathbf{\Phi}_k = \frac{\partial f_{[i]}}{\partial \mathbf{x}_{[j]}} \quad (\text{D.8})$$

Analog dazu lautet die Eingangsmatrix:

$$\mathbf{B}_k = \frac{\partial f_{[i]}}{\partial \mathbf{u}_{[j]}} \quad (\text{D.9})$$

Die Ausgangsmatrix der Messung verknüpft die von den Sensoren gemessenen mit den zu schätzenden Größen

$$\mathbf{h}_k = \begin{pmatrix} h_{1,k} \\ \vdots \\ h_{n,k} \end{pmatrix} = f(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k) \quad (\text{D.10})$$

Hieraus lässt sich die Jacobi-Matrix der Ausgangsmatrix  $\mathbf{h}_k$  ableiten:

$$\mathbf{H}_k = \frac{\partial \mathbf{h}_{[i]}}{\partial \mathbf{x}_{[j]}} \quad (\text{D.11})$$

Ein konkretes Beispiel mit einer Anwendung dieser Formeln zur Aufstellung der Filtergleichungen eines erweiterten Kalman-Filters gibt Anhang E für die Filterung der kinematischen Fahrzeugdaten.



# Anhang E

## Formalismus zur Filterung der Fahrzeugbewegung

Die Wahl des Zustandsvektors wurde in Kapitel 5.2 erläutert:

$$\mathbf{x}_k = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \\ x_5 \\ x_6 \\ x_7 \\ x_8 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} v \\ \dot{v} \\ \dot{\psi} \\ \ddot{\psi} \\ \beta \\ \dot{\beta} \\ \delta \\ \dot{\delta} \end{pmatrix} \quad (\text{E.1})$$

Der für den nächsten Zeitschritt ( $k + 1$ ) prädizierte Zustandsvektor lässt sich ausdrücken als:

$$\mathbf{x}_{k+1} = \begin{pmatrix} x_{1,k+1} \\ x_{2,k+1} \\ x_{3,k+1} \\ x_{4,k+1} \\ x_{5,k+1} \\ x_{6,k+1} \\ x_{7,k+1} \\ x_{8,k+1} \end{pmatrix} = f(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k) \quad (\text{E.2})$$

Der Eingangsvektor für die Steuergrößen,  $\mathbf{u}_k$ , berücksichtigt die im Fahrzeug redundant vorhandenen Geschwindigkeitssignale an der Vorderachse ( $v_{V_k}$ ) und an der Hinterachse ( $v_{H_k}$ ) sowie den Lenkradwinkel als Richtungswunsch des Fahrers (vgl. Kapitel 5.2). Der Vektor beinhaltet die folgenden Größen:

$$\mathbf{u}_k = \begin{pmatrix} u_1 \\ u_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} v_{H_k} \\ \delta_k \end{pmatrix} \quad (\text{E.3})$$

Mit diesem Vektor und den Bewegungsgleichungen Gleichung 5.9 und 5.10 gelten für den

Zustandsübergang vom Zeitschritt  $k$  in den Zeitschritt  $k+1$  die folgenden Zusammenhänge:

$$f_1 = \sin(x_{5,k}) \cdot l_h \cdot x_{3,k} + \sqrt{(l_h \cdot x_{3,k})^2 \cdot (\sin^2(x_{5,k}) - 1) + u_{1,k}^2} \quad (\text{E.4})$$

$$f_2 = \frac{x_{1,k+1} - x_{1,k}}{\Delta t} \quad (\text{E.5})$$

$$f_3 = x_{3,k} + x_{4,k} \cdot \Delta t \quad (\text{E.6})$$

$$f_4 = -\frac{c_{sv} \cdot l_v^2 + c_{sh} \cdot l_h^2}{\Theta \cdot x_{1,k}} \cdot x_{3,k} - \frac{c_{sv} \cdot l_v - c_{sh} \cdot l_h}{\Theta} + \frac{c_{sv} \cdot l_v}{\Theta} \cdot u_{2,k} \quad (\text{E.7})$$

$$f_5 = x_{5,k} + x_{6,k} \cdot \Delta t \quad (\text{E.8})$$

$$f_6 = \left(-1 - \frac{c_{sv} \cdot l_v - c_{sh} \cdot l_h}{m \cdot x_{1,k}^2}\right) \cdot x_{3,k} - \frac{c_{sv} + c_{sh}}{m \cdot x_{1,k}} \cdot x_{5,k} + \frac{c_{sv}}{m \cdot x_{1,k}} \cdot u_{2,k} \quad (\text{E.9})$$

$$f_7 = u_{2,k} \quad (\text{E.10})$$

$$f_8 = \frac{x_{7,k+1} - x_{7,k}}{\Delta t} \quad (\text{E.11})$$

Dabei entspricht  $\Delta t$  der Zeitdifferenz zwischen  $k$  und  $k+1$ . Für die Zustandsübergangsmatrix gilt:

$$\Phi_k = \frac{\partial f_{[i]}}{\partial \mathbf{x}_{[j]}} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & \phi_{13} & 0 & \phi_{15} & 0 & 0 & 0 \\ \phi_{21} & 1 & \phi_{23} & 0 & \phi_{25} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \Delta t & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \phi_{43} & 0 & \phi_{45} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & \Delta t & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \phi_{63} & 0 & \phi_{65} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \phi_{87} \end{pmatrix} \quad (\text{E.12})$$

mit:

$$\phi_{13} = \sin(x_{5,k}) \cdot l_h + \frac{l_h^2 \cdot x_{3,k} \cdot (\sin^2(x_{5,k}) - 1)}{\sqrt{l_h^2 \cdot x_{3,k}^2 \cdot (\sin^2(x_{5,k}) - 1) + u_{1,k}^2}} \quad (\text{E.13})$$

$$\phi_{15} = \cos(x_{5,k}) \cdot l_h \cdot x_{3,k} + \frac{l_h^2 \cdot x_{3,k}^2 \cdot \sin(x_{5,k}) \cdot \cos(x_{5,k})}{\sqrt{l_h^2 \cdot x_{3,k}^2 \cdot (\sin^2(x_{5,k}) - 1) + u_{1,k}^2}} \quad (\text{E.14})$$

$$\phi_{21} = \frac{-1}{\Delta t} \quad (\text{E.15})$$

$$\phi_{23} = \frac{\phi_{13}}{\Delta t} \quad (\text{E.16})$$

$$\phi_{25} = \frac{\phi_{15}}{\Delta t} \quad (\text{E.17})$$

$$\phi_{43} = -\frac{c_{sv} \cdot l_v^2 + c_{sh} \cdot l_h^2}{\Theta \cdot x_{1,k}} \quad (\text{E.18})$$

$$\phi_{45} = -\frac{c_{sv} \cdot l_v - c_{sh} \cdot l_h}{\Theta} \quad (\text{E.19})$$

$$\phi_{63} = -1 - \frac{c_{sv} \cdot l_v - c_{sh} \cdot l_h}{m \cdot x_{1,k}^2} \quad (\text{E.20})$$



$$\phi_{65} = -\frac{c_{sv} + c_{sh}}{m \cdot x_{1,k}} \quad (\text{E.21})$$

$$\phi_{87} = \frac{-1}{\Delta t} \quad (\text{E.22})$$

Aus dem Eingangsvektor für die Steuergrößen,  $\mathbf{u}_k$ , ergibt sich die folgende Eingangsmatrix:

$$\mathbf{B}_k = \frac{\partial f_{[i]}}{\partial \mathbf{u}_{[j]}} = \begin{pmatrix} b_{11} & 0 \\ b_{21} & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & c_{sv} \cdot l_v / \Theta \\ 0 & 0 \\ 0 & c_{sv} / (m \cdot x_{1,k}) \\ 0 & 1 \\ 0 & 1/\Delta t \end{pmatrix} \quad (\text{E.23})$$

mit:

$$b_{11} = \frac{u_{1,k}}{\sqrt{l_h^2 \cdot x_{3,k}^2 \cdot (\sin^2(x_{5,k}) - 1) + u_{1,k}^2}} \quad (\text{E.24})$$

$$b_{21} = \frac{b_{11}}{\Delta t} \quad (\text{E.25})$$

Die Ausgangsmatrix der Messung verknüpft die an der Vorderachse gemessene Geschwindigkeit und die gemessene Gierrate mit den zu schätzenden Größen:

$$\mathbf{h}_k = \begin{pmatrix} |v_{V,k}| \\ \psi_k \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_{1,k} \cdot \cos(x_{5,k}) / \cos(u_{2,k}) \\ x_{3,k} \end{pmatrix} \quad (\text{E.26})$$

Hieraus lässt sich die Jacobi-Matrix der Ausgangsmatrix  $\mathbf{h}_k$  ableiten:

$$\mathbf{H}_k = \frac{\partial \mathbf{h}_{[i]}}{\partial \mathbf{x}_{[j]}} = \begin{pmatrix} h_{11} & 0 & h_{13} & 0 & h_{15} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (\text{E.27})$$

mit:

$$w = \sqrt{x_{1,k}^2 + 2 \cdot x_{1,k} \cdot \sin(x_{5,k}) \cdot l_v \cdot x_{3,k} + (l_v \cdot x_{3,k})^2} \quad (\text{E.28})$$

$$h_{11} = \frac{x_{1,k} + \sin(x_{5,k}) \cdot l_v \cdot x_{3,k}}{w} \quad (\text{E.29})$$

$$h_{13} = \frac{x_{1,k} \cdot \sin(x_{5,k}) \cdot l_v + l_v^2 \cdot x_{3,k}}{w} \quad (\text{E.30})$$

$$h_{15} = \frac{x_{1,k} \cdot \cos(x_{5,k}) \cdot l_v \cdot x_{3,k}}{w} \quad (\text{E.31})$$



# Anhang F

## Algorithmen zum Multi-Objekt-Tracking

Entsprechend der auf [19] zurückgehenden Darstellung des prinzipiellen Ablaufs eines Algorithmus zum Multi-Objekt-Tracking in Kapitel 5.3 lässt sich dieser in die folgenden Berechnungsschritte unterteilen:

- Prädiktion der Daten,
- Umrechnung der prädizierten Daten in das Koordinatensystem des Sensors und Berechnung der Gating-Algorithmen, um festzulegen, welche Messungen mit welchen Tracks zur Aktualisierung assoziiert werden sollen,
- Datenassoziation, bei der berechnet wird, mit welchen Anteilen der Messungen, die die Gating-Bedingung für einen Track erfüllen, dieser Track aktualisiert wird,
- Zustandsfilterung, bei der Messung und Prädiktion zu einer aktuellen Zustandsschätzung verrechnet werden (entspricht beim Kalman-Filter der Berechnung der Gleichung D.5 und D.6),
- Aktualisierung der Trackliste, indem neue Tracks für Messungen, die nicht assoziiert wurden, initialisiert werden und solche Tracks, die über längere Zeit mit keiner Messung zugeordnet wurden, gelöscht werden,
- Zusammenstellung der Daten für das Umfeldmodell, indem mit den intern gefilterten Zuständen der Objektliste eine externe Liste für die Funktion befüllt wird.

Im Rahmen dieser Arbeit wurden drei unterschiedliche Algorithmen zum Multi-Objekt-Tracking miteinander verglichen:

- GNN, „Global Nearest Neighbour“,
- JPDA, „Joint Probabilistic Dataassociation“ und
- JPDA-IMM, „Joint Probabilistic Dataassociation“ mit einem „Interacting Multiple Model“ für das Kalman-Filter.

Eine Übersicht zu den Unterschieden der einzelnen Algorithmen bietet Tabelle 5.2 in Kapitel 5.3. Zum besseren Verständnis der in diesem Kapitel vorgenommenen Analysen werden die einzelnen Tracking-Algorithmen im Folgenden entsprechend ihrer wichtigsten Elemente dargestellt. Begonnen wird mit dem rechentechnisch einfachsten Ansatz, der GNN-Methode. Die Darstellung der beiden anderen Ansätze, JPDA und JPDA-IMM ist jeweils auf die Unterschiede zum GNN-Ansatz fokussiert.

Die Angaben zu Größen des erweiterten Kalman-Filters beziehen sich auf Anhang D.

## F.1 GNN-Tracking

Nach [9] basiert die GNN-Methode zur Datenassoziation auf dem Prinzip, in jedem Tracking-Zyklus die wahrscheinlichsten Zuordnungen zwischen bestehenden Tracks und empfangenen Ortungen zu identifizieren. Das GNN-Tracking stellt die einfachste und am weitesten verbreitetste Methode zur Datenassoziation beim Multi-Objekt-Tracking dar.

Der Ablauf des Tracking gliedert sich in die in Tabelle F.1 genannten Schritte.

Grobzyklus	Beschreibung
Prädiktion	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Rotation und Translation des fahrzeugfesten Koordinatensystems entsprechend der inkrementellen Bewegung des eigenen Fahrzeugs zwischen dem vergangenen und dem aktuellen Rechenzyklus,</li> <li>• Berechnung von <math>\mathbf{x}_{k+1}^-</math> und <math>\mathbf{P}_{k+1}^-</math></li> </ul>
Gating	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Umrechnung der Ortungen in das kartesische Tracking-Koordinatensystem,</li> <li>• Prüfung, für welche Messobjekte die Gating-Bedingung erfüllt ist</li> </ul>
Assoziation	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Zuordnung der Ortungen zu den bestehenden Tracks auf Basis einer Gewichtung der Abweichungen der kinematischen Attribute</li> </ul>
Filterung	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Berechnung von <math>\mathbf{z}_k - \mathbf{h}_k(\mathbf{x}_k^-)</math> für jeden Track aus der Ortung, die mit dem Track assoziiert wurde,</li> <li>• Berechnung von <math>\mathbf{x}_k</math> nach Gleichung D.5 und <math>\mathbf{P}_k</math> nach Gleichung D.6</li> <li>• für die Tracks, denen kein Messobjekt zugeordnet wurde: <math>\mathbf{x}_k = \mathbf{x}_k^-</math> und <math>\mathbf{P}_k = \mathbf{P}_k^-</math></li> </ul>
Objektmanagement	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Berechnung der Existenzwahrscheinlichkeiten für alle Tracks,</li> <li>• Löschen von Tracks, deren Existenzwahrscheinlichkeit unterhalb eines Schwellenwerts liegt</li> <li>• Initialisierung von neuen Tracks mit solchen Messobjekten, die sich in keinem Gating-Fenster befinden</li> </ul>
Umfeldbeschreibung	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Befüllen der Trackliste der Umfeldbeschreibung mit den erforderlichen Werten aus der internen Trackliste</li> </ul>

Tabelle F.1: Berechnungsschritte des GNN-Tracking-Algorithmus

### F.1.1 Zustandsraummodell zur Kalman-Filterung

Da innerhalb des Objekt-Trackings ein erweitertes Kalman-Filter verwendet wird, ist die Wahl eines Zustandsraummodells erforderlich, welches in der Lage ist, die auftretenden Objektbewegungen möglichst gut zu filtern.

Bei Verwendung eines einzigen Kalman-Filters muss das Filtermodell in der Lage sein, sowohl stehende, als auch längs oder quer zur Fahrtrichtung bewegte Objekte abzubilden. Die beiden Quellen [9] und [69] schlagen als universelle Lösung zur Modellierung verschiedener Bewegungszustände das „Singer“-Modell vor [79].

Das Singer-Zustandsraummodell betrachtet das getrackte Objekt  $i$  physikalisch als Massepunkt und geht von einer konstanten Beschleunigung in  $x$ - und  $y$ -Richtung aus:

$$\ddot{x}_i = 0$$

$$\ddot{y}_i = 0$$

Der Zustandsvektor beinhaltet Position, Geschwindigkeit und Beschleunigung in  $x$ - und in  $y$ -Richtung:

$$\mathbf{x}_k = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \\ x_5 \\ x_6 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x \\ \dot{x} \\ \ddot{x} \\ y \\ \dot{y} \\ \ddot{y} \end{pmatrix} \quad (\text{F.1})$$

Zur Berechnung des für den nächsten Zeitschritt ( $k + 1$ ) prädizierten Zustandsvektors verwendet das Singer-Modell die mechanischen Bewegungsgleichungen eines Massepunkts. Aus diesen Gleichungen ergibt sich  $\mathbf{x}_{k+1}$  in  $x$ -Richtung folgendermaßen:

$$\mathbf{x}_{k+1} = \begin{pmatrix} x_{1,k+1} \\ x_{2,k+1} \\ x_{3,k+1} \end{pmatrix} = f(\mathbf{x}_k) \quad (\text{F.2})$$

Mit  $\Delta t$  als Zeitraum zwischen Rechenzyklus  $k$  und  $k + 1$  gelten für  $f(\mathbf{x}_k)$  die Zusammenhänge:

$$f_1 = x_{1,k} + x_{2,k} \cdot \Delta t + \frac{1}{2} \cdot x_{3,k} \cdot \Delta t^2 \quad (\text{F.3})$$

$$f_2 = x_{2,k} + x_{3,k} \cdot \Delta t \quad (\text{F.4})$$

$$f_3 = x_{3,k} \quad (\text{F.5})$$

Hieraus lässt sich entsprechend Gleichung D.8 die Zustandsübergangsmatrix  $\Phi_k$  ermitteln.

Die Modellierung der Bewegung in  $y$ -Richtung erfolgt analog. Eine ausführliche Herleitung der Gleichungen zur Darstellung des erweiterten Kalman-Filters ist in [9] enthalten.

## F.1.2 Prädiktion

Im Rahmen des Prädiktionsschritts erfolgt zunächst eine Verschiebung und eine Rotation der Zustandsschätzung  $\mathbf{x}_k$  sowie der zugehörigen Kovarianzmatrix  $\mathbf{P}_k$  entsprechend der inkrementellen Bewegung des eigenen Fahrzeugs. Die hierzu erforderlichen Berechnungen sind näher in Kapitel 5.1 erläutert.

Im Anschluss an die Korrektur des Koordinatensystems erfolgt die Berechnung des prädizierten Zustandsvektors  $\mathbf{x}_{k+1}^-$  sowie der prädizierten Fehlerkovarianzmatrix  $\mathbf{P}_{k+1}^-$  nach Gleichung D.2 und D.3 entsprechend dem in Anhang D erläuterten Formalismus.

## F.1.3 Gating

Bei dem in dieser Arbeit entwickelten GNN-Ansatz kommt ein rechteckiges Gating-Fenster zur Anwendung, welches aus heuristisch festgelegten Positions- und Geschwindigkeitsbereichen rund um die prädizierte Track-Position aufgespannt wird.

Die kinematischen Attribute der zu prüfenden Detektion werden in das Koordinatensystem des Zustandsvektors des Tracks umgerechnet (vgl. Abbildung 5.2). Aus dieser Rechenoperation ergeben sich vier Daten der Ortung  $j$  zum Vergleich mit dem Track  $i$ , alle Daten beziehen sich auf das in Kapitel 5.1 beschriebene fahrzeugfeste Koordinatensystem:

- $x_j$  : Position der Ortung in  $x$ -Richtung
- $\dot{x}_j$  : Geschwindigkeit der Ortung in  $x$ -Richtung
- $y_j$  : Position der Ortung in  $y$ -Richtung
- $\dot{y}_j$  : Geschwindigkeit der Ortung in  $y$ -Richtung

Außerdem wird die Größe des Gating-Fensters durch die folgenden Variablen definiert:

- $\Delta x_{gate}$  : Halbe Größe des Gating-Fensters für die Position in  $x$ -Richtung
- $\Delta \dot{x}_{gate}$  : Halbe Größe des Gating-Fensters für die Geschwindigkeit in  $x$ -Richtung
- $\Delta y_{gate}$  : Halbe Größe des Gating-Fensters für die Position in  $y$ -Richtung
- $\Delta \dot{y}_{gate}$  : Halbe Größe des Gating-Fensters für die Geschwindigkeit in  $y$ -Richtung

Zur Überprüfung, ob sich eine Detektion innerhalb des Gating-Fensters befindet, werden die Positions- und Geschwindigkeitsdaten getrennt betrachtet.

Damit erkannt wird, dass sich eine Ortung innerhalb des Gating-Fensters der Positionsdaten befindet, müssen die beiden Bedingungen F.6 und F.7 erfüllt sein:

$$(x_j \leq x_i + \Delta x_{gate}) \wedge (x_j \geq x_i - \Delta x_{gate}) \quad (\text{F.6})$$

$$(y_j \leq y_i + \Delta y_{gate}) \wedge (y_j \geq y_i - \Delta y_{gate}) \quad (\text{F.7})$$

Analog wird die Anwesenheit einer Ortung innerhalb des Gating-Fensters für die Geschwindigkeitsdaten auf Basis der folgenden Bedingungen geprüft:

$$(\dot{x}_j \leq \dot{x}_i + \Delta \dot{x}_{gate}) \wedge (\dot{x}_j \geq \dot{x}_i - \Delta \dot{x}_{gate}) \quad (\text{F.8})$$

$$(\dot{y}_j \leq \dot{y}_i + \Delta \dot{y}_{gate}) \wedge (\dot{y}_j \geq \dot{y}_i - \Delta \dot{y}_{gate}) \quad (\text{F.9})$$

Sind die Bedingungen F.6 bis F.9 alle für die Ortung  $j$  erfüllt, so befindet sich diese innerhalb des Gating-Fensters des Tracks  $i$ .

### F.1.4 Assoziation

Laut [9] ist es ein wesentliches Problem beim GNN-Tracking, eine zufriedenstellende Lösung für die Assoziation der vorhandenen Tracks zu den Ortungen zu finden. Typischerweise ergeben sich Konfliktsituationen, wenn sich eine oder mehrere Ortungen innerhalb der Gating-Fenster verschiedener Tracks befinden.

Der von [9] zur Lösung des Assoziationsproblems vorgeschlagene Algorithmus geht entsprechend einer Auktion vor und ermittelt eine oder mehrere optimale Track-Ortungspaarungen, indem jeder Paarung symbolische Kosten zugewiesen werden und in mehreren Durchläufen versucht wird, die Gesamtkosten über alle Paarungen zu minimieren [36]. Die Kosten werden in diesem Ansatz auf Basis der normalisierten statistischen Entfernung zwischen Track und Ortung definiert. Je größer die Entfernung zwischen Track  $i$  und Ortung  $j$ ,

umso höher sind die Kosten der entsprechenden Assoziation. Die normalisierte statistische Entfernung wird durch das Quadrat der Mahalanobis-Distanz,  $d_{ij}^2$ , ermittelt:

$$d_{ij}^2 = (\mathbf{z}_k - \mathbf{h}_k(\mathbf{x}_k^-))^T \cdot (\mathbf{H}_k \cdot \mathbf{P}_k^- \cdot \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1} \cdot (\mathbf{z}_k - \mathbf{h}_k(\mathbf{x}_k^-)) = \tilde{\mathbf{y}}_k^T \cdot \mathbf{S}_k^{-1} \cdot \tilde{\mathbf{y}}_k \quad (\text{F.10})$$

Mit:

$$\begin{aligned} \tilde{\mathbf{y}}_k &: \text{Vektor der Differenz zwischen Ortung und Prädiktion des Tracks,} \\ \tilde{\mathbf{y}}_k &= \mathbf{z}_k - \mathbf{h}_k(\mathbf{x}_k^-) \end{aligned} \quad (\text{F.11})$$

Für die Implementierung des GNN-Ansatzes im Rahmen dieser Arbeit wurde eine einfachere Vorgehensweise gewählt, die einzelne Elemente der Zustandsvektoren von Track und Messung anhand fest vorgegebener Gewichtungen berücksichtigt.

Sofern sich eine Ortung  $j$  innerhalb des Gating-Fensters eines Tracks  $i$  befindet, erfolgt die Berechnung der gewichteten Summe der Abweichung der kinematischen Attribute zwischen Track und Ortung. Die gewichtete Summe  $\Delta_{kinemAttrib}$  ist folgendermaßen definiert:

$$\Delta_{kinemAttrib,i,j} = \frac{w_{\Delta x} \cdot |x_i - x_j| + w_{\Delta y} \cdot |y_i - y_j| + w_{\Delta \dot{x}} \cdot |\dot{x}_i - \dot{x}_j| + w_{\Delta \dot{y}} \cdot |\dot{y}_i - \dot{y}_j|}{w_{\Delta x} + w_{\Delta y} + w_{\Delta \dot{x}} + w_{\Delta \dot{y}}} \quad (\text{F.12})$$

Mit:

$$\begin{aligned} w_{\Delta x} &: \text{Gewichtung für die Positionsabweichung in } x\text{-Richtung} \\ w_{\Delta \dot{x}} &: \text{Gewichtung für die Geschwindigkeitsabweichung in } x\text{-Richtung} \\ w_{\Delta y} &: \text{Gewichtung für die Positionsabweichung in } y\text{-Richtung} \\ w_{\Delta \dot{y}} &: \text{Gewichtung für die Geschwindigkeitsabweichung in } y\text{-Richtung} \end{aligned}$$

In einer Vereinfachung der Implementierung von [9] werden zur Datenassoziation die aus dem Gating hervorgegangenen Track-Detektions-Paarungen in der Reihenfolge abgearbeitet, die sich aus einer aufsteigenden Sortierung aller Werte für  $\Delta_{kinemAttrib}$  ergibt.

Entsprechend dem GNN-Prinzip kann jede Detektion lediglich einem Track zugeordnet werden. Ist die Assoziation eines Tracks mit der Detektion, für die der geringste Wert von  $\Delta_{kinemAttrib}$  berechnet wurde, nicht möglich, so wird versucht, den Track – sofern vorhanden – mit der, entsprechend  $\Delta_{kinemAttrib}$ , zweit- oder drittbesten Detektion zu assoziieren.

### F.1.5 Filterung

Da beim GNN-Ansatz jedem Track maximal eine Ortung zugewiesen wird, kann die Aktualisierung des erweiterten Kalman-Filters direkt auf Basis der Gleichung D.4 bis D.6 erfolgen, wenn für  $\mathbf{z}_k$  die kinematischen Attribute der assoziierten Ortung eingesetzt werden.

Für den Fall, dass mit einem Track keine Ortung assoziiert wurde (da sich keine Ortung im Gating-Fenster des Tracks befindet), werden für die aktuelle Zustandsschätzung und Fehlerkovarianzmatrix jeweils die prädierten Daten herangezogen:

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{x}_k^- \quad (\text{F.13})$$

$$\mathbf{P}_k = \mathbf{P}_k^- \quad (\text{F.14})$$

### F.1.6 Objektmanagement

Die Aufgaben der Funktionen zur Aktualisierung der Trackliste gliedern sich in die drei Bereiche

- Berechnung der Existenzwahrscheinlichkeit der vorhandenen Tracks,
- Löschen von Tracks mit zu niedriger Existenzwahrscheinlichkeit und
- Initialisierung neuer Tracks für Ortungen, die mit keinem bestehenden Track assoziiert werden konnten.

#### Berechnung der Existenzwahrscheinlichkeit eines Tracks

Bei der GNN-Methode wird als einfachster Ansatz zur Berechnung der Existenzwahrscheinlichkeit ein Zähler verwendet, der immer dann hochgezählt wird, wenn ein Track mit einer Messung assoziiert wurde. Konnte dem Track keine Messung zugeordnet werden, wird der Zähler wieder verringert. Die Berechnungsvorschrift für die Existenzwahrscheinlichkeit ist in Gleichung F.15 zusammengefasst:

$$P_{T,k} = \begin{cases} P_{T,k-1} + \Delta P_T & \text{Assoziation mit einer Messung} \\ P_{T,k-1} - \Delta P_T & \text{keine Assoziation mit einer Messung} \end{cases} \quad (\text{F.15})$$

Mit:

$P_{T,k}$  : Existenzwahrscheinlichkeit eines Tracks zum Zeitpunkt  $k$

$\Delta P_T$  : Inkrementelle Erhöhung oder Verringerung von  $P_{T,k}$

Eine Veränderung von  $P_{T,k}$  wird nur vorgenommen, solange  $P_{T,k}$  den gültigen Wertebereich von  $[0, 1]$  nicht verlässt.

#### Löschen von Tracks

Sofern die Existenzwahrscheinlichkeit unterhalb eines Schwellenwerts liegt, ist davon auszugehen, dass der Track kein relevantes Objekt mehr repräsentiert. Dementsprechend wird er aus der Objektliste gelöscht.

#### Initialisierung neuer Tracks

Konnte eine Ortung mit keinem der vorhandenen Tracks assoziiert werden, so wird auf Basis dieser Ortung ein neuer Track initialisiert. Dies geschieht nur, solange die maximale Anzahl an vom System trackbaren Objekten (32) nicht erreicht ist.

## F.2 JPDA-Tracking

Tracking-Algorithmen nach dem JPDA-Prinzip („Joint Probabilistic Data Association“) erlauben die Assoziation mehrerer Ortungen mit einem Track, indem jede dieser Assoziationen als Hypothese mit einer bestimmten Wahrscheinlichkeit betrachtet wird.



Laut [9] stellt das JPDA-Tracking daher einen Spezialfall des Multi-Hypothesen-Tracking dar, bei dem verschiedene Varianten der Datenassoziation für einen Track über mehrere Rechenzyklen hinweg verfolgt werden, bevor entschieden wird, welche Variante die korrekteste ist.

Die einzelnen Berechnungsschritte für das JPDA-Tracking sind in Tabelle F.2 zusammengestellt.

Grobzyklus	Beschreibung
Prädiktion	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Rotation und Translation des fahrzeugfesten Koordinatensystems entsprechend der inkrementellen Bewegung des eigenen Fahrzeugs zwischen dem vergangenen und dem aktuellen Rechenzyklus</li> <li>• Berechnung von <math>\mathbf{x}_{k+1}^-</math> und <math>\mathbf{P}_{k+1}^-</math></li> </ul>
Gating	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Umrechnung des prädizierten Zustandsvektors <math>\mathbf{x}_{k+1}^-</math> in Sensorkoordinaten,</li> <li>• Berechnung des Gating-Fensters,</li> <li>• Prüfung, für welche Messobjekte die Gating-Bedingung erfüllt ist</li> </ul>
Assoziation	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Erzeugung von Hypothesen zur Assoziation der Ortungen mit den vorhandenen Tracks,</li> <li>• Berechnung der Wahrscheinlichkeiten der einzelnen Assoziationshypothesen</li> </ul>
Filterung	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Berechnung von <math>\mathbf{z}_k - \mathbf{h}_k(\mathbf{x}_k^-)</math> für jeden Track aus den inkrementellen Anteilen der Messobjekte, die sich aus den Assoziationshypothesen ergeben,</li> <li>• Berechnung von <math>\mathbf{x}_k</math> nach Gleichung D.5 und <math>\mathbf{P}_k</math> nach Gleichung D.6</li> <li>• für die Tracks, denen kein Messobjekt zugeordnet wurde: <math>\mathbf{x}_k = \mathbf{x}_k^-</math> und <math>\mathbf{P}_k = \mathbf{P}_k^-</math></li> </ul>
Objektmanagement	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Berechnung der Existenzwahrscheinlichkeiten für alle Tracks,</li> <li>• Löschen von Tracks, deren Existenzwahrscheinlichkeit unterhalb eines Schwellenwerts liegt</li> <li>• Initialisierung von neuen Tracks mit solchen Messobjekten, die sich in keinem Gating-Fenster befinden</li> </ul>
Umfeldbeschreibung	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Befüllen der Trackliste der Umfeldbeschreibung mit den erforderlichen Werten aus der internen Trackliste</li> </ul>

Tabelle F.2: Berechnungsschritte des JPDA-Tracking-Algorithmus

Der JPDA-Tracking-Algorithmus verwendet – wie der GNN-Ansatz – das in Anhang F.1.1 dargestellte Singer-Modell zur Kalman-Filterung der Zustandsschätzung.

### F.2.1 Gating

Der Ablauf innerhalb der Gating-Funktion wird für jeden Track und für jedes Messobjekt durchlaufen und lässt sich folgendermaßen gliedern:

- Berechnung des Gating-Fensters rund um den prädizierten Zustandsvektor des Tracks
- Berechnung des statistischen Abstands zwischen jedem Messobjekt und dem Track
- Entscheidung, ob das Messobjekt innerhalb oder außerhalb des Gating-Fensters des entsprechenden Tracks liegt

Auf der Basis der Annahme, dass die mögliche Lage der Messpunkte um eine prädizierte Trackposition herum entsprechend der Varianzen und Kovarianzen des Mess- und des Filterprozesses (Matrix  $\mathbf{S}_k$ ) einer Normalverteilung entspricht, wird ein elliptisches Gating-Fenster verwendet.

Dieses Verfahren ist laut [9] wegen der Berücksichtigung stochastischer Zusammenhänge präziser als rechteckige Gating-Fenster. Die Berechnung des Gating-Fensters wird nach der folgenden Gleichung F.16 durchgeführt:

$$G = 2 \cdot \ln \left[ \frac{P_d}{(1 - P_d) \cdot (2 \cdot \pi)^{M/2} \cdot \beta \cdot \sqrt{|\mathbf{S}_k|}} \right] \quad (\text{F.16})$$

Mit den Bezeichnungen:

$M$  : Anzahl der Dimensionen des Messvektors

$\mathbf{S}_k$  : Mess Residual Kovarianz Matrix,  $\mathbf{S}_k = \mathbf{H}_k \cdot \mathbf{P}_k^- \cdot \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k$

$|\mathbf{S}_k|$  : Determinante von  $\mathbf{S}_k$

$\beta$  : Wahrscheinlichkeit für eine Fehlmessung ( $P_{FA}$ )

$P_D$  : Wahrscheinlichkeit, ein tatsächlich existierendes Objekt zu messen

Die Gating-Bedingung prüft für jeden Track und jede Ortung, ob die Ungleichung:

$$d^2 \leq G \quad (\text{F.17})$$

erfüllt ist. Dabei ist  $d^2$  die normalisierte statistische Entfernung (das Quadrat der Mahalanobis-Distanz) nach Gleichung F.10.

Eine detaillierte wahrscheinlichkeitstheoretische Herleitung von Gleichung F.16 ist in [9] angegeben. Die in Gleichung F.16 verwendete Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion besitzt eine mehrdimensionale Gaussverteilung (mit genau  $M$  Dimensionen). Durch die Mehrdimensionalität erhält die Wahrscheinlichkeitsdichte und damit das Gating-Fenster eine elliptische Form.

## F.2.2 Assoziation

Trotz der höheren Präzision eines auf Basis der Mess- und Filtervarianzen berechneten, elliptischen Gating-Fensters im Vergleich zu einem heuristisch festgelegten, rechteckigen Gating-Bereich (vgl. Anhang F.1.3) ist es möglich, dass

- mehrere Detektionen innerhalb des Gating-Fensters eines Tracks liegen (z.B. multiple Reflektionen vom Heck eines Fahrzeugs) oder
- eine Detektion sich im Gating-Fenster mehrerer Tracks befindet.

Um dieses Zuordnungsproblem aufzulösen, wird nach [9] für jede Track-Ortungs-Paarung, die sich innerhalb eines Gating-Fensters befindet, eine Assoziationswahrscheinlichkeit berechnet, mit der dann die Aktualisierung des Kalman-Filters für den entsprechenden Track mit der jeweiligen Ortung durchgeführt wird.

Zur Berechnung der Assoziationswahrscheinlichkeiten für bestimmte Track( $i$ ) - Ortungs( $j$ )-Paarungen ( $p_{ij}$ ) werden zwei Wahrscheinlichkeiten miteinander kombiniert:

- die Wahrscheinlichkeit, dass in einem bestimmten Messvolumenbereich (aufgespannt durch Entfernung, Winkel und Relativgeschwindigkeit) überhaupt etwas detektiert wird (signalbezogene Daten),  $P_D$ ,

- die Wahrscheinlichkeit, dass eine Ortung an einer bestimmten Position, relativ zur prädierten Track-Position, erfolgt (kinematische Daten),  $g_{ij}$ .

Die Basis hierzu bildet die folgende Gleichung F.18, die die angenommene Normalverteilung der Detektionen eines bestimmten Tracks im Zustandsraum auf Basis der Mahalanobis-Distanz evaluiert:

$$g_{ij} = \frac{e^{-d_{ij}^2/2}}{(2\pi)^{M/2} \sqrt{|\mathbf{S}_{ij}|}} \quad (\text{F.18})$$

Mit:

$g_{ij}$  : Wahrscheinlichkeit, dass die Zuordnung von Track  $i$  und Ortung  $j$  zutrifft

Die verschiedenen Track-Ortungs-Paarungen werden im Folgenden als Hypothesen bezeichnet. Der Ablauf der Datenassoziation lässt sich in die folgenden Schritte gliedern:

- Erzeugung der Liste mit den Hypothesen,
- Berechnung der Einzelwahrscheinlichkeiten für die Hypothesen,
- Zusammenfassen (Verschmelzen) der Hypothesen für eine bestimmte Track - Ortungs Paarung.

### Erzeugung der Liste mit den Assoziationshypothesen

Für alle Track-Ortungs-Paarungen, die aus dem Gating-Prozess des aktuellen Rechenzyklus hervorgegangen sind, wird eine Liste mit Hypothesen erstellt. Dabei entspricht eine Hypothese einer bestimmten Kombination von Track-Ortungs-Paarungen (z.B. Track 1 - Ortung 2, Track 2 - Ortung 6, ..., inkl. der möglichen Paarung „Track x - keine Ortung“).

Bei der Berechnung möglicher Hypothesen ist zu beachten, dass durch die Kombinatorik unter Umständen eine sehr große Anzahl von Hypothesen entstehen kann, die den Rechenaufwand für diese Methode der Datenassoziation in die Höhe treiben. Algorithmische Möglichkeiten zur Abhilfe werden in [36] diskutiert.

Für die Betrachtung der Tracking-Algorithmen im Rahmen dieser Arbeit traten hinsichtlich der Komplexität der Szenarien keine Probleme dieser Art auf, weshalb auf zusätzliche Maßnahmen zur Reduktion der Anzahl der erzeugten Assoziationshypothesen verzichtet wurde.

### Berechnung der Einzelwahrscheinlichkeiten für die Hypothesen

Die Einzelwahrscheinlichkeit  $P'(H_l)$  einer Hypothese wird zunächst als das Produkt der Wahrscheinlichkeiten jeder dieser Hypothese zugeordneten Track-Ortungs-Paarungen berechnet. Für das Beispiel der Zuordnungen, Track 1 - Ortung 2, Track 2 - Ortung 6, würde gelten:

$$P'(H_l) = p_{12} \cdot p_{26} \quad (\text{F.19})$$

Zur Berechnung der Einzelwahrscheinlichkeit werden bei jeder Track-Ortungs-Paarung, die einer Hypothese zugeordnet ist, zwei Fälle unterschieden:

- Bei der Kombination „Track  $i$  - keine Ortung“ wird  $p_{ij}$  folgendermaßen berechnet:

$$p_{10} = (1 - P_D) \quad (\text{F.20})$$

$P_D$  stellt die Wahrscheinlichkeit dar, dass in dem entsprechenden „Messvolumenelement“ überhaupt etwas detektiert wird.

- Bei der Kombination „Track  $i$  - Ortung  $j$ “ wird  $p_{ij}$  folgendermaßen berechnet:

$$p_{12} = P_D \cdot g_{ij} \quad (\text{F.21})$$

Zusätzlich wird nach [9] mit jeder Hypothese die Wahrscheinlichkeit ( $\beta$ ) multipliziert, die aussagt, ob die Ortung entweder ein neues Objekt ( $\beta_{NT}$ : „new target“) oder eine fehlerhaft empfangene Reflektion ( $\beta_{FT}$ : „false target“, z.B. aus einer multiplen Reflektion der Radarsignale über den Boden) darstellt:

$$\beta = \beta_{NT} + \beta_{FT} \quad (\text{F.22})$$

$\beta$  wird entsprechend der Differenz zwischen der Anzahl der Ortungen ( $N_T$ ) und der Anzahl der Tracks ( $N_T$ ) potenziert:

$$P'(H_l) = P'(H_l) \cdot \beta^{N_O - N_T} \quad (\text{F.23})$$

Das Ergebnis der bisherigen Berechnungen ist der Rohwert der Wahrscheinlichkeit für jede einzelne Hypothese. Damit die Hypothesen miteinander kombiniert werden können, muss der Rohwert mit der Summe aller Rohwerte normalisiert werden:

$$P(H_l) = \frac{P'(H_l)}{\sum_{j=1}^{N_H} P'(H_j)} \quad (\text{F.24})$$

Dabei entspricht  $N_H$  der Anzahl aller Hypothesen.

### Zusammenfassen der Hypothesen für eine bestimmte Track - Ortungs Paarung

In diesem Verarbeitungsschritt wird die zusammengefasste Wahrscheinlichkeit dafür berechnet, dass die Zustandsfilterung von Track  $i$  mit Ortung  $j$  aktualisiert werden soll.

Hierzu werden alle Ortungen durchlaufen, die sich im Gating Fenster eines Tracks befinden (inkl. der Variante „keine Ortung“). Aus den generierten Hypothesen werden die normierten Wahrscheinlichkeiten aller Hypothesen, die eine Kombination aus dem betreffenden Track und der betreffenden Ortung beinhalten, aufsummiert. Somit ergibt sich die Gesamtwahrscheinlichkeit für eine bestimmte Kombination, z.B.:

$$P_{ij} = P(H_1) + P(H_5) + P(H_8),$$

wenn gilt, dass  $H_1$ ,  $H_5$  und  $H_8$  die Kombination aus Track  $i$  und Ortung  $j$  enthalten.

Als Ergebnis wird für jeden Track eine Liste abgespeichert, welche die Wahrscheinlichkeiten für eine Datenassoziation mit jeder Ortung innerhalb des Gating-Fensters beinhaltet. Außerdem wird – anhand der Summe der Wahrscheinlichkeiten der Hypothesen, in denen der betreffende Track mit keiner Ortung assoziiert wird – die summierte Wahrscheinlichkeit dafür, dass der Track mit gar keiner Ortung aktualisiert werden soll, gespeichert. Diese Daten werden beim Filter-Schritt des Kalman-Filters sowie bei der Berechnung der Existenzwahrscheinlichkeit weiterverwendet.

### F.2.3 Filterung

Die Wahrscheinlichkeiten der einzelnen Track - Ortungs - Paarungen, die bei der Datenassoziation berechnet wurden, werden bei der Aktualisierung der Zustandsschätzung für den Track im Kalman-Filter dazu verwendet, den Anteil der einzelnen Ortungen an der Aktualisierung eines Tracks zu berechnen. Die im folgenden dargestellten Berechnungen gehen auf [9] zurück.

Die Wahrscheinlichkeiten finden Eingang bei der Berechnung von  $\tilde{\mathbf{y}}_k = \mathbf{z}_k - \mathbf{h}_k(\mathbf{x}_k^-)$ . Zur Berechnung des Gesamtvektors der Differenz zwischen Messung und Prädiktion des Tracks,  $\tilde{\mathbf{y}}_k$ , wird die für jede Track-Ortungs-Paarung berechnete Differenz zwischen Messung und Prädiktion des Tracks mit der jeweiligen Wahrscheinlichkeit für diese Track-Ortungs-Paarung multipliziert und zu einem Gesamtwert für  $\tilde{\mathbf{y}}_k$  aufsummiert (es handelt sich damit um eine gewichtete Summe):

$$\tilde{\mathbf{y}}_{k,i} = \sum_{j=1}^{N_{O_i}} P_{ij} \cdot \tilde{\mathbf{y}}_{k,ij} \quad (\text{F.25})$$

Mit:

- $\tilde{\mathbf{y}}_{k,i}$  : Gesamtvektor der Differenz zwischen Messung und Prädiktion des Tracks  $i$
- $N_{O_i}$  : Anzahl der Ortungen, die sich im Gating-Fenster von Track  $i$  befinden
- $P_{ij}$  : Berechnete Assoziationswahrscheinlichkeit für Track  $i$  und Ortung  $j$
- $\tilde{\mathbf{y}}_{k,ij}$  : Differenz zwischen Ortung  $j$  und Prädiktion des Tracks  $i$

Mit dem auf diese Weise errechneten Wert für  $\tilde{\mathbf{y}}_{k,i}$  wird die Aktualisierung der Zustandsschätzung des Kalman-Filters nach Gleichung D.5 durchgeführt.

Zur Berechnung der aktualisierten Kovarianzmatrix  $\mathbf{P}_k$  wird eine nach [9] modifizierte Version von Gleichung D.6 verwendet, die die Assoziation verschiedener Ortungen mit einem Track berücksichtigt.

Das dabei angewendete Prinzip beruht auf der Überlegung, dass die Werte der Kovarianzmatrix eines Tracks um so stärker vergrößert werden sollten, je größer die Streuung der assoziierten Ortungen ist. Die aktualisierte (und ggf. vergrößerte) Kovarianzmatrix wird nach der folgenden Gleichung berechnet:

$$\mathbf{P}_k = \mathbf{P}_k^0 + \Delta\mathbf{P}_k \quad (\text{F.26})$$

Dabei stellt  $\mathbf{P}_k^0$  die Kovarianzmatrix für den Fall dar, dass es nur eine einzige Track-Ortungs-Paarung gibt, deren Assoziation sicher ist und  $\Delta\mathbf{P}_k$  ist der Anteil, um den die Kovarianzmatrix vergrößert wird, um die Unsicherheiten, die durch die Assoziation mehrerer Ortungen zu einem Track entstehen, zu berücksichtigen.

Die Gleichungen zur Berechnung der Summanden für Track  $i$  lauten:

$$\mathbf{P}_k^0 = p_{i0} \cdot \mathbf{P}_k^- + (1 - p_{i0}) \cdot \mathbf{P}_k^* \quad (\text{F.27})$$

$$\Delta\mathbf{P}_k = \mathbf{K}_k \cdot \left[ \sum_{j=1}^{N_{O_i}} P_{ij} \cdot \tilde{\mathbf{y}}_{k,ij} \cdot \tilde{\mathbf{y}}_{k,ij}^T - \tilde{\mathbf{y}}_{k,i} \cdot \tilde{\mathbf{y}}_{k,i}^T \right] \cdot \mathbf{K}_k^T \quad (\text{F.28})$$

Mit:

$p_{i0}$  : Berechnete Wahrscheinlichkeit, dass Track  $i$  gar keine Ortung zugeordnet werden soll

$\mathbf{P}_k^*$  : Kovarianzmatrix, berechnet nach Gleichung D.6

Durch den Wert  $\Delta\mathbf{P}_k$  wird die Kovarianz anhand der Streuung der einzelnen Beiträge der assoziierten Messungen erhöht.

Falls mit einem Track keine Ortung assoziiert wurde, werden die aktuelle Zustandsschätzung und Kovarianzmatrix aus den prädizierten Werten gebildet:

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{x}_k^- \quad (\text{F.29})$$

$$\mathbf{P}_k = \mathbf{P}_k^- \quad (\text{F.30})$$

## F.2.4 Objektmanagement

Der Vorteil der im Folgenden beschriebenen Methode zur Berechnung der Existenzwahrscheinlichkeit im Vergleich zum in Anhang F.1.6 beschriebenen Zähler für die Anzahl erfolgreicher Assoziationen eines Tracks zu einer Ortung ist die Einbeziehung der quadrierten Mahalanobis-Distanz  $d_{ij}^2$  und der Mess-Kovarianzmatrix  $\mathbf{S}_k$ . Dieses Prinzip trägt der Tatsache Rechnung, dass fehlerhafte Reflektionen häufig mit wechselnder Winkelablage auftreten, da die Signalstärke ( $SNR$ ) stark schwankt.

### Berechnung der Existenzwahrscheinlichkeit eines Tracks

Die Vorgehensweise zur Berechnung der Existenzwahrscheinlichkeit wurde [9] entnommen. Die Methode betrachtet den Messprozess als zweistufige Markov-Kette. Ziel des Markov-Prozesses ist es, Wahrscheinlichkeiten für das Eintreten zukünftiger Ereignisse anzugeben. Für den Fall der zweistufigen Markov-Kette bedeutet dies, dass die Wahrscheinlichkeit für das Eintreten eines bestimmten Ereignisses lediglich vom aktuellen Zustand des stochastischen Prozesses zum Zeitpunkt  $k$  sowie vom Zustand des Prozesses zum vorangehenden Zeitpunkt  $k - 1$  abhängt.

Dabei stellt Zustand 1 ein „nicht trackbares“ Objekt und Zustand 2 ein „trackbares“ Objekt dar. Die Markov-Kette bedient sich bei der Berechnung der Eintretenswahrscheinlichkeit für Prozesse mit diskreten Zeitpunkten der bedingten Wahrscheinlichkeit.

Für den Übergang zwischen den Zuständen wird eine Übergangsmatrix der bedingten (und in diesem Fall zeitunabhängigen) Übergangswahrscheinlichkeiten nach dem folgenden Muster definiert:

$$\begin{pmatrix} P_{11} & P_{12} \\ P_{21} & P_{22} \end{pmatrix} \quad (\text{F.31})$$

Mit:

$P_{11}$  : Wahrscheinlichkeit, dass der Prozess in Zeitschritt  $k + 1$  im Zustand 1 bleibt, wenn er im Zeitschritt  $k$  auch in Zustand 1 war

$P_{12}$  : Wahrscheinlichkeit, dass der Prozess in Zeitschritt  $k + 1$  im Zustand 2 übergeht, wenn er im Zeitschritt  $k$  in Zustand 1 war

Die Wahrscheinlichkeiten  $P_{21}$  und  $P_{22}$  werden in gleicher Weise gebildet. Alle Wahrscheinlichkeiten einer Zeile müssen sich zu 1 aufsummieren.

Auf Basis der Übergangsmatrix lässt sich zunächst die a priori Existenzwahrscheinlichkeit  $P_{T,k}^-$  für einen neu formierten, d.h. noch im Zustand „nicht trackbar“ befindlichen, Track zum Zeitpunkt  $k$  berechnen, bevor neue Messdaten empfangen wurden:

$$P_{T,k}^- = P_{22} \cdot P_{T,k-1} + P_{12} [1 - P_{T,k-1}] \quad (\text{F.32})$$

Mit:

$P_{T,k-1}$  : berechnete Existenzwahrscheinlichkeit zum Zeitpunkt  $k - 1$

Zusätzlich wird die folgende Variable definiert:

$$\delta_k = \begin{cases} P_D \cdot P_G; & N_{O_i,k} = 0 \\ P_D \cdot P_G \left[ 1 - \frac{V_{G,k}}{\hat{N}_{O_i,k}} \cdot \sum_{j=1}^{N_{O_i,k}} \Lambda_j \right]; & N_{O_i,k} > 0 \end{cases} \quad (\text{F.33})$$

Mit:

$P_G$  : Wahrscheinlichkeit, dass sich eine Ortung im Gating-Fenster befindet ( $P_G \approx 1$ )

$\Lambda_j$  : Wahrscheinlichkeit für die Messung der kinematischen Attribute der Ortung  $j$

$\hat{N}_{O_i,k}$  : Erwartete Anzahl von falschen Ortungen (Fehlalarmen) im Gating-Fenster

$V_{G,k}$  : Volumen des Gating-Fensters

$V_{G,k}$ ,  $\Lambda_j$  und  $\hat{N}_k$  werden folgendermaßen berechnet:

$$V_{G,k} = \frac{4\pi}{3} \cdot \sqrt{|\mathbf{S}|} \cdot G^{M/2} \text{ für einen dreidimensionalen Ellipsoiden} \quad (\text{F.34})$$

$$\Lambda_j = \frac{1}{P_G (2\pi)^{M/2} \sqrt{|\mathbf{S}_k|}} e^{-d_j^2/2} \quad (\text{F.35})$$

$$\hat{N}_{O_i,k} = N_{O_i,k} - P_D \cdot P_G \cdot P_{T,k}^- \quad (\text{F.36})$$

Die Existenzwahrscheinlichkeit eines Tracks zum Zeitpunkt  $k$  lässt sich damit nach der folgenden Gleichung F.37 berechnen:

$$P_{T,k} = \frac{1 - \delta_k}{1 - \delta_k \cdot P_{T,k}^-} \cdot P_{T,k}^- \quad (\text{F.37})$$

Die Variable  $\delta_k$  berücksichtigt sowohl die Streuung vorhandener Ortungen über  $\Lambda_j$  innerhalb des Gating-Fensters, als auch die Möglichkeit, dass sich – bei mehr als einer Ortung im Gating-Fenster – fehlerhafte Reflektionen im Gate befinden, über den Wert  $\hat{N}_{O_i,k}$ . Für den Fall, dass sich gar keine Ortungen im Gating-Fenster befinden, wird die Existenzwahrscheinlichkeit  $P_{T,k}$  entsprechend der Wahrscheinlichkeit, dass überhaupt eine Ortung im Gate existiert,  $P_D$  auf einen Bruchteil ihres a priori Werts  $P_{T,k-1}$  im vorangegangenen Rechenzyklus reduziert.

Je näher sich eine Ortung an der prädierten Position eines Tracks befindet und je weniger weitere, verstreute, Ortungen sich innerhalb des Gating-Fensters befinden, desto schneller steigt die Existenzwahrscheinlichkeit dieses Tracks an.

## Löschen von Tracks

Tracks werden dann gelöscht, wenn ihre Existenzwahrscheinlichkeit  $P_{T,k}$  unterhalb eines Schwellenwerts gefallen ist.

## Initialisierung neuer Tracks

Für eine Ortung wird dann ein neuer Track initialisiert, wenn sich diese Ortung in keinem Gating-Bereich der aktuell vorhandenen Tracks befindet und die maximale Anzahl der vom System trackbaren Objekte noch nicht erreicht ist.

## F.3 IMM-JPDA-Tracking

Das Akronym „IMM“ steht für „Interacting Multiple Model“ und bezeichnet die Verwendung mehrerer parallel berechneter Kalman-Filter für das Objekttracking [9]. Die verschiedenen Filter können entweder mit unterschiedlichen Parametern für die Kovarianzen abgestimmt werden oder unterschiedliche Zustandsraummodelle verwenden. In beiden Fällen wird erwartet, dass durch die Verwendung unterschiedlicher Filter eine bessere Abbildung verschiedener Bewegungszustände der Objekte gelingt. Dies verbessert – bei Verwendung der JPDA-Methode – auch die Qualität der Datenassoziation, da, wie im Folgenden gezeigt wird, die Größe des Gating-Fensters besser an den jeweiligen Bewegungszustand eines Objekts angepasst werden kann.

Als Folge werden einerseits weniger Track-Abrisse bei bewegten Objekten durch zu kleine Gating-Fenster erzielt und andererseits – bei geschickter Wahl der Bewegungsmodelle der einzelnen Filter – eine stabilere Schätzung der Bewegung in lateraler Richtung von verfolgten Fahrzeugen.

Aufbauend auf dem in Anhang F.2 dargestellten JPDA-Tracking ist eine Reihe von Erweiterungen erforderlich, um die IMM-Filterung mit der JPDA-Methode zu kombinieren und den erläuterten Nutzen aus der Kombination ziehen zu können. Tabelle F.3 stellt die einzelnen Schritte des IMM-JPDA-Tracking mit den zugehörigen Berechnungsschritten und einer kurzen Beschreibung zusammen.

### F.3.1 Zustandsraummodelle zur Kalman-Filterung

Laut [9] ist ein Tracking nach dem IMM-Prinzip insbesondere dann effektiv, wenn unterschiedliche Modelle, die unterschiedliche Bewegungszustände eines Objekts repräsentieren, für die Zustandsprädiktion miteinander kombiniert werden. Für die Untersuchungen im Rahmen dieser Arbeit wurden daher zwei unterschiedliche Modelle für den IMM-Prozess verwendet:

- Das Singer-Modell und
- Das Constant Turn Rate-Modell.

Während das Singer-Modell in Anhang F.1.1 näher erläutert wird, findet sich eine Darstellung des Constant Turn Rate-Modells in Kapitel 5.2. Eine ausführliche Herleitung beider Modelle ist in [9] und in [3] angegeben.



Grobzyklus	Beschreibung
Prädiktion	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Rotation und Translation des fahrzeugfesten Koordinatensystems entsprechend der inkrementellen Bewegung des eigenen Fahrzeugs zwischen dem dem vergangenen und dem aktuellen Rechenzyklus,</li> <li>• Mischen von <math>\mathbf{x}_k</math> und <math>\mathbf{P}_k</math> der einzelnen IMM-Modelle für jeden Track,</li> <li>• Separate Berechnung von <math>\mathbf{x}_{k+1}^-</math> und <math>\mathbf{P}_{k+1}^-</math> für jedes IMM-Kalman-Filtermodell</li> </ul>
Gating	<p>Durchführung der folgenden Schritte für jedes der IMM-Kalman-Modelle:</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Umrechnung des prädizierten Zustandsvektors <math>\mathbf{x}_{k+1}^-</math> in Sensorkoordinaten,</li> <li>• Berechnung des Gating-Fensters,</li> <li>• Prüfung, für welche Messobjekte die Gating-Bedingung erfüllt ist</li> </ul>
Assoziation	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Erzeugung von Hypothesen zur Assoziation der Ortungen mit den vorhandenen Tracks,</li> <li>• Berechnung der Wahrscheinlichkeiten der einzelnen Assoziationshypothesen,</li> <li>• Hierzu werden jeweils die Daten desjenigen IMM-Modells verwendet, dessen Prädiktion den geringsten statistischen Abstand (<math>d^2</math>) zu der betrachteten Messung aufweist</li> </ul>
Filterung	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Berechnung von <math>\mathbf{z}_k - \mathbf{h}_k(\mathbf{x}_k^-)</math> für jeden Track aus den inkrementellen Anteilen der Messobjekte, die in dem Gating-Fenster des Tracks ermittelt wurden,</li> <li>• Berechnung von <math>\mathbf{x}_k</math> nach Gleichung D.5 und <math>\mathbf{P}_k</math> nach Gleichung D.6</li> <li>• für die Tracks, denen kein Messobjekt zugeordnet wurde: <math>\mathbf{x}_k = \mathbf{x}_k^-</math> und <math>\mathbf{P}_k = \mathbf{P}_k^-</math>,</li> <li>• Die Berechnungen werden für jedes IMM-Modell separat ausgeführt und gespeichert,</li> <li>• Bestimmung der Modellwahrscheinlichkeiten auf Basis von <math>\mathbf{P}_k</math> für jedes der IMM-Modelle</li> </ul>
Objektmanagement	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Berechnung der Existenzwahrscheinlichkeiten für alle Tracks, hierzu werden die einzelnen Modelle entsprechend ihrer Modellwahrscheinlichkeiten gewichtet,</li> <li>• Löschen von Tracks, deren Existenzwahrscheinlichkeit unterhalb eines Schwellenwerts liegt,</li> <li>• Initialisierung von neuen Tracks mit solchen Messobjekten, die sich in keinem Gating-Fenster befinden</li> </ul>
Umfeldbeschreibung	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Berechnung des aktuellen Zustandsvektors aus der gewichteten Summe der IMM-Modelle für jeden Track,</li> <li>• Befüllen der Trackliste der Umfeldbeschreibung mit den erforderlichen Werten aus der internen Trackliste</li> </ul>

Tabelle F.3: Berechnungsschritte des IMM-JPDA-Trackings

Die Wahl von Singer- und Constant Turn Rate-Modell zur Kombination im IMM-Filter wird durch die in Kapitel 5.3 dargestellte Untersuchung begründet.

### F.3.2 Prädiktion

Zur Prädiktion des Zustandsvektors werden die in Kapitel D beschriebenen Standardmethoden des erweiterten Kalman-Filters mit Gleichung D.2 und D.3 verwendet. Der prädizierte Zustandsvektor  $\mathbf{x}_{k+1}^-$  sowie die prädizierte Fehlerkovarianzmatrix  $\mathbf{P}_{k+1}^-$  werden für jedes Kalman-Filter eines IMM-Modells separat berechnet.

Vor der Prädiktion werden die einzelnen Kalman-Filter eines IMM-Modells durch Mischen miteinander abgeglichen, um ein zu starkes Auseinanderlaufen der Filtergrößen zu vermeiden.

#### Mischung der Kalman-Filter

Für die Mischung werden die Zustandsvektoren und Fehlerkovarianzmatrizen der einzelnen Filter entsprechend ihrer Modellwahrscheinlichkeit gewichtet aufsummiert. Dieses Vorgehensweise entspricht einer „Interaktion“ der Kalman-Filter beim IMM-Prozess.

Um die Modellwahrscheinlichkeiten zu berechnen, wird der Filterprozess als zweistufige Markov-Kette modelliert. Jedes Filter des IMM-Prozesses stellt einen Zustand mit der zugehörigen a priori Eintretenswahrscheinlichkeit  $P_{lm}$  dar. Analog zur Berechnung der Existenzwahrscheinlichkeit (vgl. Anhang F.2.4) lässt eine Übergangsmatrix aufstellen, die die Wahrscheinlichkeiten für die Übergänge zwischen den Modellen angibt. Im Folgenden ist ein Beispiel einer Übergangsmatrix bei der Verwendung von zwei Kalman-Filtern dargestellt:

$$\begin{pmatrix} P_{11} & P_{12} \\ P_{21} & P_{22} \end{pmatrix} \quad (\text{F.38})$$

Mit:

$P_{11}$  : Wahrscheinlichkeit, dass das Objekt in Zeitschritt  $k + 1$  im Zustand 1 (abgebildet durch Modell 1) bleibt, wenn es im Zeitschritt  $k$  auch in Zustand 1 war

$P_{12}$  : Wahrscheinlichkeit, dass das Objekt in Zeitschritt  $k + 1$  in Zustand 2 (abgebildet durch Modell 2) übergeht, wenn es im Zeitschritt  $k$  in Zustand 1 war

Analog werden die Wahrscheinlichkeiten  $P_{21}$  und  $P_{22}$  gebildet. Die Summe jeder Zeile der Übergangsmatrix muss 1 ergeben.

Werden Kalman-Filter mit Zustandsvektoren unterschiedlicher Dimensionen miteinander kombiniert, so ist vor der Mischung eine Umrechnung der unterschiedlichen Zustandsvektoren auf einen gemeinsamen erforderlich. Eine detaillierte Darstellung der Rechenschritte zur Umrechnung verschiedener Zustandsvektoren ineinander ist in [9] angegeben.

Die Berechnung für die Mischung der Kalman-Filter (indexiert mit  $l$ ) erfolgt in den folgenden Schritten:

- a. Umrechnung von  $\mathbf{x}_{l,k}$  und  $\mathbf{P}_{l,k}$  in das kartesische Koordinatensystem des Singer-Modells,

- b. Berechnung der a priori Wahrscheinlichkeit (auf Basis der Werte vom vorangegangenen Zeitschritt  $k - 1$ , dass sich der Track  $i$  in Zustand  $l$  befindet, modelliert durch Kalman-Filter  $l$ , nach der folgenden Gleichung:

$$C_{i,m} = \sum_{l=1}^{N_F} P_{lm} \cdot \mu_{i,l} \quad (\text{F.39})$$

Mit:

$C_{i,m}$  : a priori Wahrscheinlichkeit, dass sich der Track  $i$  in Zustand  $l$  befindet

$N_F$  : Anzahl der IMM-Filter

$P_{lm}$  : Übergangsmatrix

$\mu_{i,l}$  : a posteriori Wahrscheinlichkeit (berechnet nach der Messung im vorangegangenen Zyklus), dass sich der Track  $i$  in Zustand  $l$  befindet

Dabei werden die Wahrscheinlichkeiten der einzelnen Zustände aus dem vorangegangenen Zeitschritt,  $\mu_{i,l}$ , mit den Wahrscheinlichkeiten der Übergangsmatrix  $P_{lm}$  verrechnet.

- c. Berechnung der bedingten Wahrscheinlichkeit  $\mu_{i,lm}$ , dass der Track  $i$  im vorangegangenen Rechenzyklus  $k - 1$  vom Zustand  $l$  in den Zustand  $m$  übergegangen ist:

$$\mu_{i,lm} = \frac{P_{lm} \cdot \mu_{i,l}}{C_{i,m}} \quad (\text{F.40})$$

- d. Berechnung der gemischten Zustandsschätzung  $\mathbf{x}_{i,m}^0$  und der Fehlerkovarianzmatrix  $\mathbf{P}_{i,m}^0$  vom Zeitpunkt  $k - 1$  für jeden Track  $i$  und für jedes Modell  $m$  unter Berücksichtigung von  $\mu_{i,lm}$ :

$$\mathbf{x}_{i,m}^0 = \sum_{l=1}^{N_F} (\mu_{i,lm} \cdot \mathbf{x}_{i,l}) \quad (\text{F.41})$$

$$\mathbf{P}_{i,m}^0 = \sum_{l=1}^{N_F} [\mu_{i,lm} \cdot (\mathbf{P}_{i,l} + \mathbf{DP}_{i,lm})] \quad (\text{F.42})$$

Dabei ist  $\mathbf{DP}_{i,lm}$  ein Zusatz zur Fehlerkovarianzmatrix zur Berücksichtigung der Unterschiede in den Zustandsschätzungen der einzelnen Kalman-Filter.  $\mathbf{DP}_{i,lm}$  berechnet sich über die folgenden Formeln:

$$\mathbf{DP}_{i,lm} = \mathbf{D}\mathbf{x}_{i,lm} \cdot \mathbf{D}\mathbf{x}_{i,lm}^T \quad (\text{F.43})$$

$$\mathbf{D}\mathbf{x}_{i,lm} = \mathbf{x}_{i,l} - \mathbf{x}_{i,m}^0 \quad (\text{F.44})$$

- e. Rückrechnung von  $\mathbf{x}_{i,m}^0$  und  $\mathbf{P}_{i,m}^0$  in die Koordinatensysteme der einzelnen Modelle.

### F.3.3 Gating

Für den Gating-Prozess werden die bereits in Kapitel F.2.1 dargestellten JPDA-Methoden angewendet. Um die Vorteile des IMM-Ansatzes bestmöglich nutzen zu können, wird das Gating für alle Kalman-Filter parallel durchgeführt. Das bedeutet, dass für jeden Track geprüft wird, ob die entsprechende Ortung in einem der Gating-Fenster liegt, die sich aus den einzelnen Kalman-Filtern ergeben.

### F.3.4 Assoziation

Den Berechnungen zur Datenassoziation liegen die bereits in Kapitel F.2.2 für die JPDA-Methode mit einem Kalman-Filter dargestellten Überlegungen zu Grunde. Analog zum Gating-Prozess wurde die Vorgehensweise zur Assoziation in Verbindung mit den IMM-Kalman-Filtern dahingehend erweitert, dass die Wahrscheinlichkeit für einzelne Track-Ortungs-Assoziationen  $g_{ij}$  (vgl. Gleichung F.18) auf Basis desjenigen Kalman-Filters berechnet wird, dessen Prädiktion beim Gating-Prozess die geringste statistische Distanz  $d^2$  (vgl. Gleichung F.10) aufwies und damit offenbar das Verhalten des getrackten Objekts am Besten darstellt.

### F.3.5 Filterung

Im Rahmen der Berechnung des Filterschritts für das erweiterte Kalman-Filter findet beim IMM-Algorithmus zusätzlich eine Aktualisierung der Wahrscheinlichkeiten für das Zutreffen der einzelnen IMM-Zustandsraummodelle zur Beschreibung der Dynamik des getrackten Objekts statt,  $\mu_{k,i,l}$ . Der Ablauf ist im Folgenden dargestellt.

#### Aktualisierung der Zustandsschätzung

Die Berechnung der aktualisierten Schätzungen für den Zustandsvektor  $\mathbf{x}_k$  und der Fehlerkovarianzmatrix  $\mathbf{P}_k$  erfolgt für jedes Kalman-Filter separat nach dem in Kapitel F.2.3 erläuterten JPDA-Prinzip und unter Verwendung der Gleichung F.25 bis F.30. Die gewichtete Differenz zwischen Ortung und Track wird für jedes Kalman-Filter auf Basis von Gleichung F.25 ermittelt.

#### Aktualisierung der Modellwahrscheinlichkeiten

Auf Basis der aktuellen Zustandsschätzung und Fehlerkovarianzmatrix werden neue Modellwahrscheinlichkeiten für die im IMM-Prozess zusammengefassten Kalman-Filter bestimmt. Für jedes Kalman-Modell  $l$  einer IMM-Filterbank wird hierzu die Wahrscheinlichkeit berechnet, dass dieses Modell die tatsächliche Objektdynamik wiedergibt.

Die Berechnung dieser Wahrscheinlichkeit erfolgt nach der folgenden Gleichung [9]:

$$\Lambda_{k,i,l} = \frac{e^{-d_{k,i,l}^2/2}}{(2\pi)^{M/2} \sqrt{|\mathbf{S}_{k,i,l}|}} \quad (\text{F.45})$$

Mit:

$\Lambda_{k,i,l}$  : Wahrscheinlichkeit zum Zeitpunkt  $k$ , dass für Track  $i$  Modell  $l$  zutrifft

$d_{k,i,l}^2$  : statistische Entfernung

$\mathbf{S}_{k,i,l}$  : Mess Residual Kovarianz Matrix, zur Berechnung vgl. Anhang F.2.1

Die statistische Entfernung  $d_{k,i,l}^2$  aus der Summe der gewichteten Einzeldistanzen für alle Track-Ortungs-Paarungen für das Kalman-Filter  $l$  wird aus dem bei der Aktualisierung der Zustandsschätzung berechneten Vektor  $\tilde{\mathbf{y}}_{k,i,l}$  analog zu Gleichung F.10 ermittelt.

Diese Vorgehensweise führt dazu, dass die Wahrscheinlichkeit eines Modells umso niedriger ausfällt, je größer sein statistischer Abstand zur Ortung im Vergleich zu den Abständen der anderen Modelle ist.

Die Berechnung der a posteriori Wahrscheinlichkeit (d.h., die Modellwahrscheinlichkeit nach der Aktualisierung der Filter mit den Ortungen), dass der Bewegungszustand eines Objekts durch das Filter  $l$  abgebildet wird,  $\mu_{k,i,l}$ , erfolgt nach der Formel von Bayes:

$$\mu_{k,i,l} = \frac{\Lambda_{k,i,l} \cdot C_{k-1,i,l}}{\sum_{m=1}^{N_F} \Lambda_{k,i,m} \cdot C_{k-1,i,m}} \quad (\text{F.46})$$

Mit:

$C_{k-1,i,l}$  : a priori Wahrscheinlichkeit, dass sich der Track  $i$  in Zustand  $l$  befindet

$N_F$  : Anzahl der Filter

$\mu_{k,i,l}$  : a posteriori Wahrscheinlichkeit, dass sich der Track  $i$  in Zustand  $l$  befindet

### F.3.6 Objektmanagement

Vergleichbar zur JPDA-Methode mit nur einem Kalman-Filter beinhalten die Algorithmen zum Objektmanagement bei der Verwendung einer IMM-Filterbank Funktionen zur Berechnung der Existenzwahrscheinlichkeit eines Tracks sowie zur Löschung von Tracks mit zu geringer Existenzwahrscheinlichkeit und zur Initialisierung neuer Tracks.

#### Berechnung der Existenzwahrscheinlichkeit eines Tracks

Die Methoden zur Berechnung der Existenzwahrscheinlichkeit greifen auf die bereits in Kapitel F.2.4 erläuterten Zusammenhänge auf Basis der zweistufigen Markov-Kette zurück. Mit einer Erweiterung der Gleichung F.33 wird bei der IMM-Filterbank der Wert  $\delta_k$  für jedes Kalman-Filter einzeln berechnet und dann mit Hilfe der in Kapitel F.3.5 berechneten a posteriori Modellwahrscheinlichkeiten  $\mu_{k,i,l}$  als gewichtete Summe der einzelnen Filter gebildet:

$$\delta_{k,i} = \sum_{l=1}^{N_F} \mu_{k,i,l} \cdot \delta_{k,i,l} \quad (\text{F.47})$$

Mit  $\delta_{k,i}$  kann nach Gleichung F.37 die aktualisierte Existenzwahrscheinlichkeit berechnet werden.

Die Vorgehensweise zum Löschen und zur Initialisierung neuer Tracks ist analog zu der in Kapitel F.2.4 beschriebenen.

### F.3.7 Umfeldmodell

Um die externe Schnittstelle des Umfeldmodells zu befüllen, wird mit Hilfe der a posteriori Modellwahrscheinlichkeiten  $\mu_{k,i,l}$  eine gewichtete Summe der den einzelnen Filtern

zugeordneten Zustandsvektoren und Fehlerkovarianzmatrizen gebildet:

$$\mathbf{x}_{k,i} = \sum_{l=1}^{N_F} \mu_{k,i,l} \cdot \mathbf{x}_{k,i,l} \quad (\text{F.48})$$

$$\mathbf{P}_{k,i} = \sum_{l=1}^{N_F} \mu_{k,i,l} \cdot \mathbf{P}_{k,i,l} \quad (\text{F.49})$$

Vor der Summenbildung müssen die Zustandsvektoren und Fehlerkovarianzmatrizen der verschiedenen Kalman-Filter in ein gemeinsames Koordinatensystem umgerechnet werden.

# Anhang G

## Beispiel zum Assoziationsprozess beim JPDA-Tracking

Zum besseren Verständnis des Assoziationsprozesses des in Kapitel 5.3.1 dargestellten Beispiels sind in Tabelle G.1 die zu Abbildung 5.8 zugehörigen Assoziationswahrscheinlichkeiten für die beiden Tracks aufgelistet:

$p_{10}$  : Wahrscheinlichkeit, dass Track 1 keine Detektion zuzuordnen ist

$p_{11}$  : Wahrscheinlichkeit, dass Track 1 Detektion 1 (schwarzer Stern in Abbildung 5.8) zuzuordnen ist

$p_{20}$  : Wahrscheinlichkeit, dass Track 2 keine Detektion zuzuordnen ist

$p_{21}$  : Wahrscheinlichkeit, dass Track 2 Detektion 1 zuzuordnen ist

Zeit [s]	Assoziationswahrscheinlichkeiten				Mahalanobis-Distanzen	
	$p_{10}$	$p_{11}$	$p_{20}$	$p_{21}$	$d_{11}^2$	$d_{21}^2$
770,66	1,0000	0,0000	0,0000	1,0000	25,50	-
770,76	0,9615	0,0385	0,0397	0,9603	10,88	3,82
770,86	0,3154	0,6846	0,6868	0,3132	6,12	8,02
770,96	0,3310	0,6690	0,6695	0,3305	2,87	4,87
771,06	0,0011	0,9988	1,0000	0,0000	3,64	24,16

Tabelle G.1: Assoziationswahrscheinlichkeiten für den JPDA-Algorithmus

Die Assoziationswahrscheinlichkeit zwischen Track 2 und der Detektion ( $p_{21}$ ) erreicht nur direkt nach der Initialisierung von Track 2 einen hohen Wert, im weiteren zeitlichen Verlauf wird die Detektion mehrheitlich auf Track 1 bezogen ( $p_{11} > p_{21}$ ).

Nach Gleichung F.18 in Anhang F.2.2, die zur Berechnung von  $p_{11}$  und  $p_{21}$  verwendet wird, hängt die Assoziationswahrscheinlichkeit der Paarung von Track  $i$  und Detektion  $j$  im Wesentlichen von der quadrierten Mahalanobis-Distanz,  $d_{ij}^2$  ab.<sup>1</sup>

Je größer  $d_{ij}^2$ , desto kleiner ist die sich ergebende Assoziationswahrscheinlichkeit. Die zeitliche Entwicklung von  $d_{11}^2$  und  $d_{21}^2$  kann ebenfalls anhand von Tabelle G.1 nachvollzogen werden und liefert die Erklärung für den Verlauf der Datenassoziation in Abbildung 5.8.

<sup>1</sup>Eine detaillierte Erläuterung der Variablen erfolgt in Anhang F.2.

Die Verschlechterung von  $d_{21}^2$  im Vergleich zu  $d_{11}^2$  ist hauptsächlich auf die – auch in Abbildung 5.8 erkennbaren – Unterschiede in der lateralen Position der Tracks, relativ zur Detektion zurückzuführen.

In analoger Weise geht die Mahalanobis-Distanz in die Berechnung der Existenzwahrscheinlichkeit nach Gleichung F.37 und F.35 ein. Dadurch bewirkt die schnelle Abnahme von  $d_{11}^2$  einen nur kurzzeitigen Abfall der Existenzwahrscheinlichkeit von Track 1.



# Anhang H

## Szenarienfolge im Fahrsimulator

In den folgenden Tabellen H.1 bis H.4 ist der prinzipielle Ablauf einer Fahrt der in Kapitel 7 beschriebenen Studien im Fahrsimulator dargestellt. Die Szenenbeschreibung gliedert sich in mehrere Einzelmodule, die in der Reihenfolge A - B - C - D aneinandergereiht wurden.

Kategorie	Szene
d	Systemeinführung <sup>1</sup>
d	Scharfe Rechtskurve
b	Ortschaft <sup>2</sup>
b	Scharfe Linkskurve <sup>3</sup>
d	Hindernis mit Warndreieck
b	Fels am rechten Fahrbahnrand in Linkskurve
b	Häuserzeile am rechten Fahrbahnrand
b	Fels am rechten Fahrbahnrand in Rechtskurve
d	Baustelle, doppelter Spurwechsel
d	Wird überholt
b	Haus am rechten Fahrbahnrand in Rechtskurve
a	Fels auf der Fahrbahn
d	Ortschaft

Tabelle H.1: Szenenablauf Modul A

<sup>1</sup> Fünf Warnungen auf stehende Hindernisse

<sup>2</sup> Provokation von Fehlwarnungen durch Randobjekte

<sup>3</sup> Fehlwarnung durch Haus am Fahrbahnrand

Kategorie	Szene
d	Zusammentreffen mit Führungsfahrzeug <sup>1</sup>
d	Vordermann bremst mittel
d	Vordermann bremst leicht
d	Ortschaft
c <sup>2</sup>	Unbeleuchtetes Fahrzeug in Rechtskurve
c <sup>3</sup>	Fels auf Fahrbahn in Rechtskurve
c <sup>4</sup>	Wildschwein auf Fahrbahn
a	Unbeleuchtetes Fahrzeug auf gerader Fahrbahn, Reihe parkender Fahrzeuge am Fahrbahnrand
d	Schlecht einsehbare Kurve
a	Bake auf Fahrbahn
d	Enge Rechtskurve ohne Hindernis
a	Unbeleuchtetes, stehendes Fahrzeug auf Fahrbahn
b	Slalomparcours
d	Langsameres, vorausfahrendes Fahrzeug; Überholvorgang durchführen
a	Viele Felsbrocken am Fahrbahnrand, ein Felsbrocken auf der Fahrbahn
d	Enge Rechtskurve ohne Hindernis
d	T-Kreuzung

Tabelle H.2: Szenenablauf Modul B

<sup>1</sup> Beginn Folgefahrt

<sup>2</sup> Aufgrund der asymmetrischen Ausleuchtung des Abblendlichts ist die Sichtweite des Fahrers in Rechtskurven deutlich besser, als bei Geradeausfahrt. Daher wird diese Szene als „späte Warnung“ (Kategorie „c“) gewertet.

<sup>3</sup> Die Kursprädiktion wird durch Randobjekte beeinträchtigt, daher erfolgt eine späte Warnung (Kategorie „c“).

<sup>4</sup> Trotz schlechter Sichtbarkeit des dunklen Tiers erfolgt die Einstufung dieser Szene in Kategorie „c“, da der Sensor das Hindernis noch später erfasst.

Kategorie	Szene
b	Leichte Linkskurve mit Fels und Häuserzeile am rechten Fahrbahnrand
d	Überholvorgang
a	Fels auf der Fahrbahn
d	Scharfe Kurve ohne Hindernis
b	Engstelle mit Geschwindigkeitsbegrenzung 50 km/h
d	Ortschaft
a	Fels auf Fahrbahn

Tabelle H.3: Szenenablauf Modul C

Kategorie	Szene
d	Viele Felsbrocken am Fahrbahnrand
a	Felsbrocken mittig auf Fahrbahn
d	Schlecht einsehbare Kurve
c	Holzbox auf Fahrbahn
d	Ortschaft
b	Scharfe Rechtskurve mit einzelnen Schildern am Fahrbahnrand zur Kurvenbeschreibung
d	Viele Felsbrocken am Fahrbahnrand
d	Überholvorgang durchführen
a	Felsbrocken auf der Fahrbahn
d	Kreuzung mit Stoppschild
d	Ortschaft
c	Holzbox auf der Fahrbahn
c	Wildschwein auf der Fahrbahn
b	Slalomparcours
c	Unbeleuchtetes, stehendes Fahrzeug nach Rechtskurve
c	Unbeleuchtetes, stehendes Fahrzeug in langgezogener Rechtskurve
b	Ein Felsbrocken am linken Fahrbahnrand, leichte Rechtskurve
c	Wildschwein auf der Fahrbahn
b	Scharfe Rechtskurve ohne Hindernis <sup>1</sup>
d	Scharfe Kurve ohne Hindernis

Tabelle H.4: Szenenablauf Modul D

<sup>1</sup> Fehlwarnung durch Haus am Fahrbahnrand



# Anhang I

## Fragebögen der Probandenstudien

Die folgenden Seiten enthalten zunächst den Fragebogen, der den Fahrern in der Fahrsimulation nach der Fahrt mit dem analogen HMI vorgelegt wurde („Fragebogen nach der Fahrt mit System A“). Im Anschluss daran ist der Fragebogen zum Vergleich des analogen HMI mit dem EUCLIDE-System wiedergegeben („Fragebogen zum Vergleich des Systems A mit System B“).

### Fragebogen nach der Fahrt mit System A

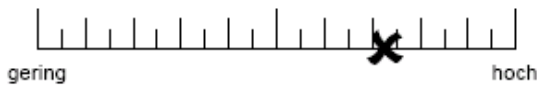
Proband-ID: _____	Test-ID: _____
(yyyy_mm_dd_code_testno.)	

*Bitte beantworten Sie die folgenden Fragen gewissenhaft und möglichst unabhängig voneinander. Wenden Sie sich bei Unklarheiten an den anwesenden Versuchsleiter.*

**A) Messung der Beanspruchung**

*Instruktion:*

*Markieren Sie auf den folgenden Skalen bitte, in welchem Maße Sie sich in den sechs genannten Kategorien von der vergangenen Fahrt beansprucht oder gefordert gesehen haben. Beispiel:*



Wie viel Aufmerksamkeit war erforderlich, um das Fahrzeug in der Spur zu halten?	<p style="text-align: center;">wenig      Aufmerksamkeit für Spurhaltung      viel</p>
Wie viel Aufmerksamkeit war erforderlich, um Hindernisse zu entdecken?	<p style="text-align: center;">wenig      Aufmerksamkeit für Entdeckung von Hindernissen      viel</p>
Wie schwierig war es für Sie, die Umwelt zu beobachten und gleichzeitig Informationen aus dem Display wahrzunehmen?	<p style="text-align: center;">einfach      gleichzeitige Wahrnehmung von Umwelt und Display      unmöglich</p>
Wie hoch war die Beanspruchung durch die Häufigkeit der Hindernisse?	<p style="text-align: center;">gering      Häufigkeit Hindernisse      hoch</p>
Wie schwierig war es für Sie, gefährliche Fahrsituationen (ggf. unter Zuhilfenahme der im Display dargestellten Warninformationen) einzuschätzen?	<p style="text-align: center;">einfach      Einschätzung gefährliche Fahrsituationen      unmöglich</p>
Wie schätzen Sie Ihre Gesamtfahrleistung ein? (Im Sinne von vermiedenen Unfällen und zügigem Vorankommen)	<p style="text-align: center;">perfekt      Gesamtfahrleistung      Misserfolg</p>

B) Fahrsicherheit:

1) Ich habe mich während des Fahrens sicher gefühlt

trifft absolut nicht zu	trifft eher nicht zu	weder noch	trifft eher zu	trifft absolut zu
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

2) Ich habe die Hindernisse auf der Straße rechtzeitig erkannt

trifft absolut nicht zu	trifft eher nicht zu	weder noch	trifft eher zu	trifft absolut zu
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

3) Ich konnte angemessen auf die Hindernisse reagieren

trifft absolut nicht zu	trifft eher nicht zu	weder noch	trifft eher zu	trifft absolut zu
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

C) System

## I. Wahrnehmung - Effektivität

1) Die visuelle Darstellung auf dem Head-Up Display war sichtbar.

trifft absolut nicht zu	trifft eher nicht zu	weder noch	trifft eher zu	trifft absolut zu
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

2) Das Head-Up Display verdeckt die Sicht auf die Fahrszene.

trifft absolut nicht zu	trifft eher nicht zu	weder noch	trifft eher zu	trifft absolut zu
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

3) Ich konnte die auf dem Head-Up Display dargestellten Informationen am Rand meines Blickfelds wahrnehmen.

trifft absolut nicht zu	trifft eher nicht zu	weder noch	trifft eher zu	trifft absolut zu
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

4) Was war problematisch?

---



---

## II. Wahrnehmung - Effizienz

5) Das System hat mich davon abgelenkt, Gefahren rechtzeitig zu erkennen.

trifft absolut nicht zu	trifft eher nicht zu	weder noch	trifft eher zu	trifft absolut zu
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

6) Mit ein bisschen Übung war es für mich einfach, die auf dem Head-Up Display dargestellten Informationen im Augenwinkel wahrzunehmen.

trifft absolut nicht zu	trifft eher nicht zu	weder noch	trifft eher zu	trifft absolut zu
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

7) Ich musste mich stark konzentrieren, um die Informationen auf dem Display zu erkennen.

trifft absolut nicht zu	trifft eher nicht zu	weder noch	trifft eher zu	trifft absolut zu
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

## III. Wahrnehmung – Zufriedenheit

8) Die Darstellung auf dem Display ist innovativ.

trifft absolut nicht zu	trifft eher nicht zu	weder noch	trifft eher zu	trifft absolut zu
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

9) Die Darstellung auf dem Display sieht ansprechend aus.

trifft absolut nicht zu	trifft eher nicht zu	weder noch	trifft eher zu	trifft absolut zu
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

## IV. Verständnis – Effektivität

12) Die dargestellten Symbole und Informationen konnte ich immer rechtzeitig verstehen.

trifft absolut nicht zu	trifft eher nicht zu	weder noch	trifft eher zu	trifft absolut zu
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

13) Die dargestellten Symbole und Informationen stimmten gut mit der Realität überein.

trifft absolut nicht zu	trifft eher nicht zu	weder noch	trifft eher zu	trifft absolut zu
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>



14) Durch die angezeigte Entfernungsinformation konnte ich die Hindernisse schnell erkennen.

trifft absolut nicht zu	trifft eher nicht zu	weder noch	trifft eher zu	trifft absolut zu
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

#### V. Verständnis - Effizienz

15) Die Menge an gleichzeitig dargestellten Informationen war für ein einfaches Verständnis der Situation aus meiner Sicht:

Zu wenig	Eher zu wenig	Genau richtig	Eher zu viel	Zu viel
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

16) Welche Informationen haben gefehlt / welche Informationen haben gestört?

---



---

17) Die Anzeige des Systems war intuitiv verständlich.

trifft absolut nicht zu	trifft eher nicht zu	weder noch	trifft eher zu	trifft absolut zu
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

#### VI. Reaktion – Effektivität

18) Durch das System konnte ich rechtzeitig auf gefährliche Verkehrssituationen reagieren.

trifft absolut nicht zu	trifft eher nicht zu	weder noch	trifft eher zu	trifft absolut zu
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

19) Das System hat mir bei der Vermeidung von Kollisionen geholfen.

trifft absolut nicht zu	trifft eher nicht zu	weder noch	trifft eher zu	trifft absolut zu
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

## VII. Reaktion – Effizienz

20) Ich habe intuitiv auf das System reagiert.

trifft absolut nicht zu	trifft eher nicht zu	weder noch	trifft eher zu	trifft absolut zu
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

21) Durch das System war ich mir sicher, wie ich in den kritischen Situationen zu reagieren hatte.

trifft absolut nicht zu	trifft eher nicht zu	weder noch	trifft eher zu	trifft absolut zu
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

22) Es war für mich einfach, zu entscheiden, ob ich auf die Warnung des Systems reagiere.

trifft absolut nicht zu	trifft eher nicht zu	weder noch	trifft eher zu	trifft absolut zu
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

## VIII. Reaktion – Zufriedenheit

23) Das System hat bei mir immer die richtige Reaktion ausgelöst.

trifft absolut nicht zu	trifft eher nicht zu	weder noch	trifft eher zu	trifft absolut zu
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

24) Das System hat bei mir viele Fehlreaktionen bewirkt.

trifft absolut nicht zu	trifft eher nicht zu	weder noch	trifft eher zu	trifft absolut zu
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

## IX. Generelle Systembewertung

25) Ich fand, die Informationen wurden ... angezeigt.

Zu früh	Eher zu früh	Genau richtig	Eher zu spät	Zu Spät
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

26) Die Anzeige der Informationen erfolgte meiner Meinung nach...

Zu selten	Eher zu selten	Genau richtig	Eher zu häufig	Zu häufig
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

27) Ich finde, das System ist nützlich.

trifft absolut nicht zu	trifft eher nicht zu	weder noch	trifft eher zu	trifft absolut zu
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

28) Ich finde, das System stört während der Fahrt.

trifft absolut nicht zu	trifft eher nicht zu	weder noch	trifft eher zu	trifft absolut zu
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

29) Ich fand es angenehm, mit dem System zu fahren.

trifft absolut nicht zu	trifft eher nicht zu	weder noch	trifft eher zu	trifft absolut zu
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

30) Ich habe dem System vertraut.

trifft absolut nicht zu	trifft eher nicht zu	weder noch	trifft eher zu	trifft absolut zu
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

31) Ich habe mich mit dem System sicher gefühlt.

trifft absolut nicht zu	trifft eher nicht zu	weder noch	trifft eher zu	trifft absolut zu
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

32) Es war für mich einfach, den Umgang mit dem System zu erlernen.

trifft absolut nicht zu	trifft eher nicht zu	weder noch	trifft eher zu	trifft absolut zu
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

33) Ich habe verstanden, in welchen Fahrsituationen fehlerhafte Informationen vom System ausgegeben werden.

trifft absolut nicht zu	trifft eher nicht zu	weder noch	trifft eher zu	trifft absolut zu
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

34) Bitte nennen Sie eine oder mehrere generelle Fahrsituationen, in denen fehlerhafte Informationen vom System ausgegeben wurden:

---

---

---

35) Ich habe verstanden, warum in bestimmten Fahrsituationen fehlerhafte Informationen vom System ausgegeben werden.

trifft absolut  
nicht zu

trifft eher  
nicht zu

weder noch

trifft eher  
zu

trifft absolut  
zu

36) Bitte nennen Sie einen oder mehrere Gründe für die Ausgabe von fehlerhaften Informationen:

---



---



---



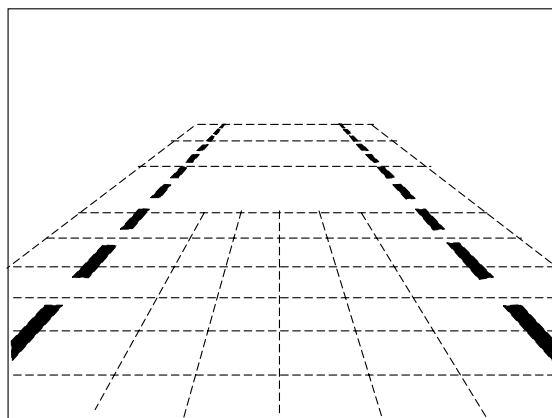
---

*Instruktion:*

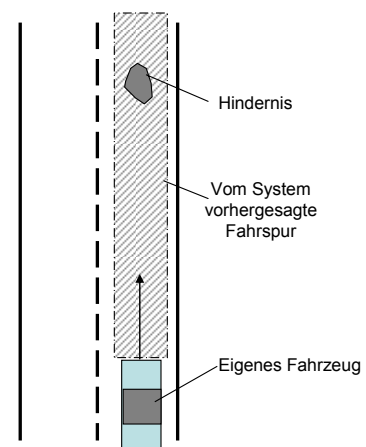
Auf den folgenden drei Bildern werden Ihnen jeweils auf der rechten Seite Fahrsituationen angezeigt. Die Fahrsituation zeigt die vom System detektierten Objekte sowie den vorhergesagten Fahrspurverlauf. Bitte markieren Sie auf der linken Seite im vorbereiteten Feld durch Schraffur die Segmente im Head-Up Display, die in der entsprechenden Fahrsituation vom System aktiviert werden:

Fahrsituation 1:

Head-up Display-Darstellung:

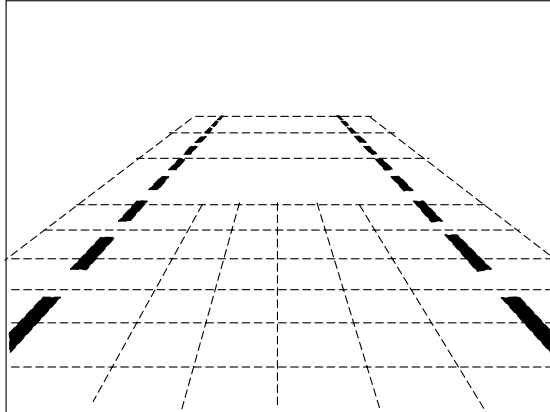


Fahrsituation:

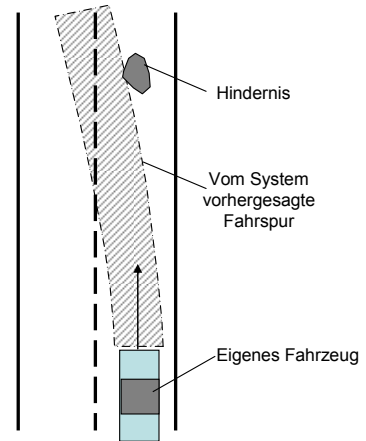


Fahrsituation 2:

Head-up Display-Darstellung:

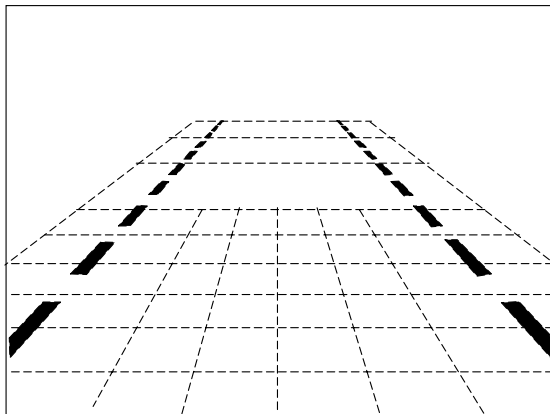


Fahrsituation:

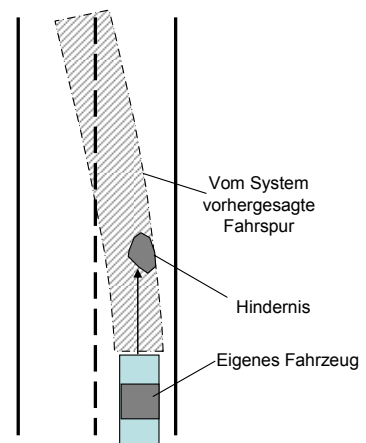


Fahrsituation 3:

Head-up Display-Darstellung:



Fahrsituation:



37) Insgesamt bewerte ich den Nutzen des Systems mit folgender Note:

- |                          |                          |                          |                          |                          |
|--------------------------|--------------------------|--------------------------|--------------------------|--------------------------|
| Sehr gut (1)             | Gut (2)                  | Befriedigend (3)         | Ausreichend (4)          | Mangelhaft (5)           |
| <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> |

38) Ein solches System hätte ich gerne in meinem Fahrzeug.

- |                          |                          |                          |                          |                          |
|--------------------------|--------------------------|--------------------------|--------------------------|--------------------------|
| trifft absolut nicht zu  | trifft eher nicht zu     | weder noch               | trifft eher zu           | trifft absolut zu        |
| <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> |





## Fragebogen zum Vergleich des Systems A mit System B

Proband-ID:		Test-ID:	
-------------	--	----------	--

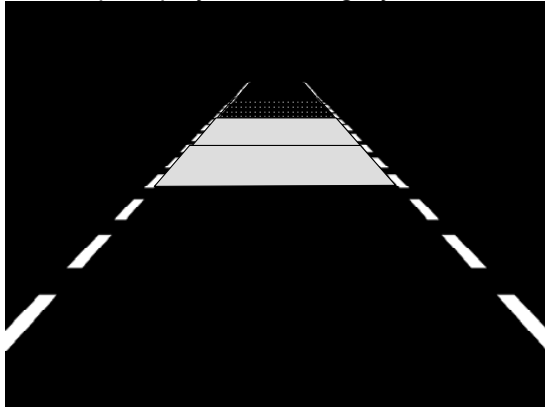
(yyyy\_mm\_dd\_code\_testno.)

*Instruktion:*

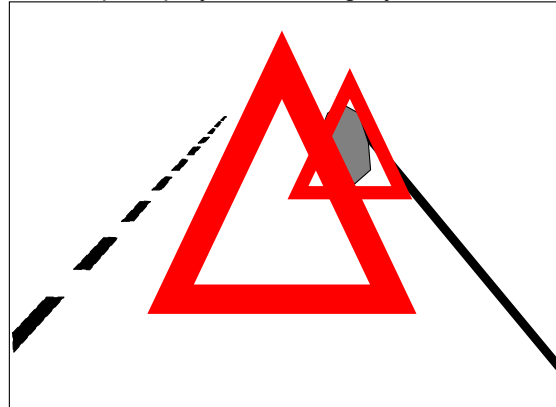
*Bitte bewerten Sie die beiden Systeme im Vergleich, indem Sie entscheiden, ob die angegebenen Behauptungen eher für das System A oder für das System B zutreffen.*

*Zur Erinnerung:*

Head-Up Display-Darstellung System A



Head-Up Display-Darstellung System B



### A) Verkehrssicherheit

1) Ich habe mich während der Fahrt mit ... sicher gefühlt.

System A      Eher System A      Beide gleich      Eher System B      System B

2) Ich habe während der Fahrt mit ... die Hindernisse auf der Strasse rechtzeitig erkannt.

System A      Eher System A      Beide gleich      Eher System B      System B

### B) System

#### I. Generelle Systembewertung

1) Es war für mich einfacher, den Umgang mit dem System zu erlernen bei:

System A      Eher System A      Beide gleich      Eher System B      System B



2) Es war für mich einfacher, die Funktionalität des Systems zu verstehen bei:

System A	Eher System A	Beide gleich	Eher System B	System B
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

3) Ich habe dem System eher vertraut bei:

System A	Eher System A	Beide gleich	Eher System B	System B
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

4) Ich habe mich sicherer gefühlt bei:

System A	Eher System A	Beide gleich	Eher System B	System B
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

5) Das System hat mich während der Fahrt mehr gestört.

System A	Eher System A	Beide gleich	Eher System B	System B
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

6) Ich fand es angenehmer, mit dem System zu fahren bei:

System A	Eher System A	Beide gleich	Eher System B	System B
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

7) Ein solches System hätte ich gerne in meinem Fahrzeug:

System A	Eher System A	Beide gleich	Eher System B	System B
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

8) Ich hätte gern ein Sichtunterstützendes Fahrerassistenzsystem, aber es sollte so sein:

---

---

---

---

---

---

---

---

---

---

9) Bemerkungen:

---

---

---



# Anhang J

## Grundlagen zur Erkennbarkeit einer Warnung im Head-Up Display

Da die Informationen eines Head-Up Displays in den Sichtkanal des Fahrers eingespiegelt werden, ist der Hintergrund, vor dem die Darstellung erfolgt, nicht vollkommen dunkel, wie bei einem herkömmlichen Display. Es überlagern sich die Objektleuchtdichte  $L_O$  des im Display dargestellten Symbols sowie die Umgebungsleuchtdichte  $L_U$  des Hintergrunds.

Nach [54] und [62] lässt sich eine Kontrastschwelle  $K'$  angeben, ab der ein stationärer Lichtreiz einer bestimmten Größe wahrgenommen wird:

$$K' = \frac{L_O - L_U}{L_U} = \frac{\Delta L'}{L_U} \quad (\text{J.1})$$

Mit:

$K'$  : Schwellenkontrast

$L_O$  : Objektleuchtdichte (Leuchtdichte der Warnung im Display)

$L_U$  : Umgebungsleuchtdichte (Leuchtdichte des Hintergrunds)

$\Delta L'$  : Unterschiedsschwelle

Basierend auf experimentellen Arbeiten von Blackwell [10], bestätigt durch Adrian [2], lässt sich der Zusammenhang zwischen der Unterschiedsschwelle (d.h., der minimalen noch wahrnehmbaren Differenz der Leuchtdichten von Objekt und Umfeld) und der Umfeldleuchtdichte gemäß Abbildung J.1 darstellen<sup>1</sup>.

Die Unterschiedsschwelle hängt nach [54] außerdem vom Sehwinkel  $\alpha$  ab, unter dem das Objekt gesehen wird. Je größer der Sehwinkel (und damit das angezeigte Objekt), desto kleiner ist die Unterschiedsschwelle  $\Delta L'$ . Diese logarithmische Abhängigkeit wird in der Physiologie als Webersches und Riccosches Gesetz bezeichnet und ist in Abbildung J.2 dargestellt.

Die in Abbildung J.1 und Abbildung J.2 dargestellten Zusammenhänge lassen sich nach [54] folgendermaßen formelmäßig zusammenfassen:

$$\Delta L' = \frac{1}{\alpha^2} \cdot (\sqrt{\phi} + \alpha \cdot \sqrt{b})^2 \quad (\text{J.2})$$

---

<sup>1</sup>Der in Abbildung J.1 gezeigte Zusammenhang gilt für eine Wahrnehmungswahrscheinlichkeit von 100 %. Die Wahrnehmungswahrscheinlichkeit gibt an, bei welchem prozentualen Anteil von Versuchswiederholungen ein Lichtreiz gesehen wird.

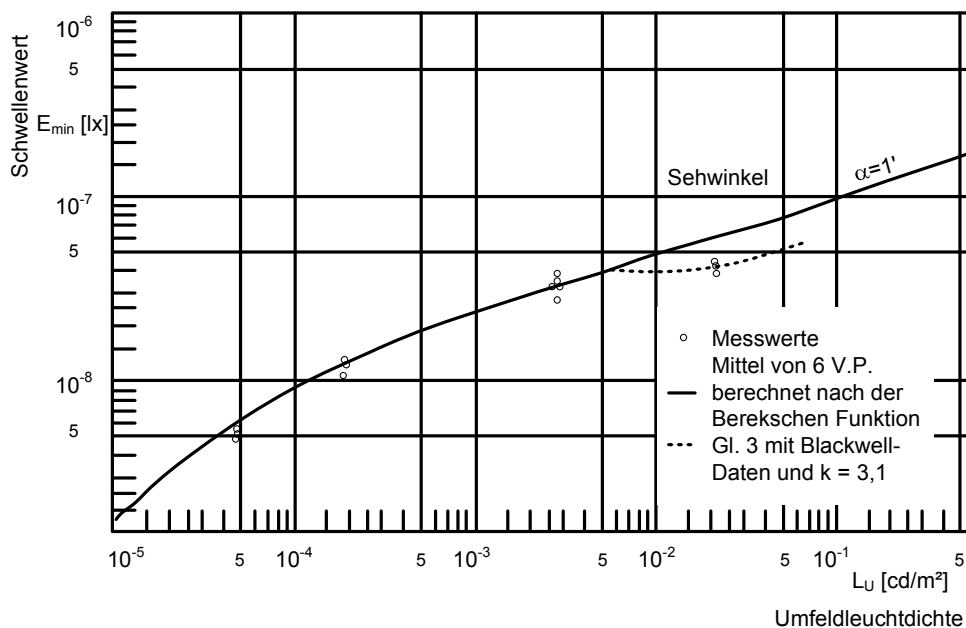


Abbildung J.1: Schwellenbeleuchtungsstärke am Auge zur Wahrnehmung eines punktförmigen Lichtes [2]

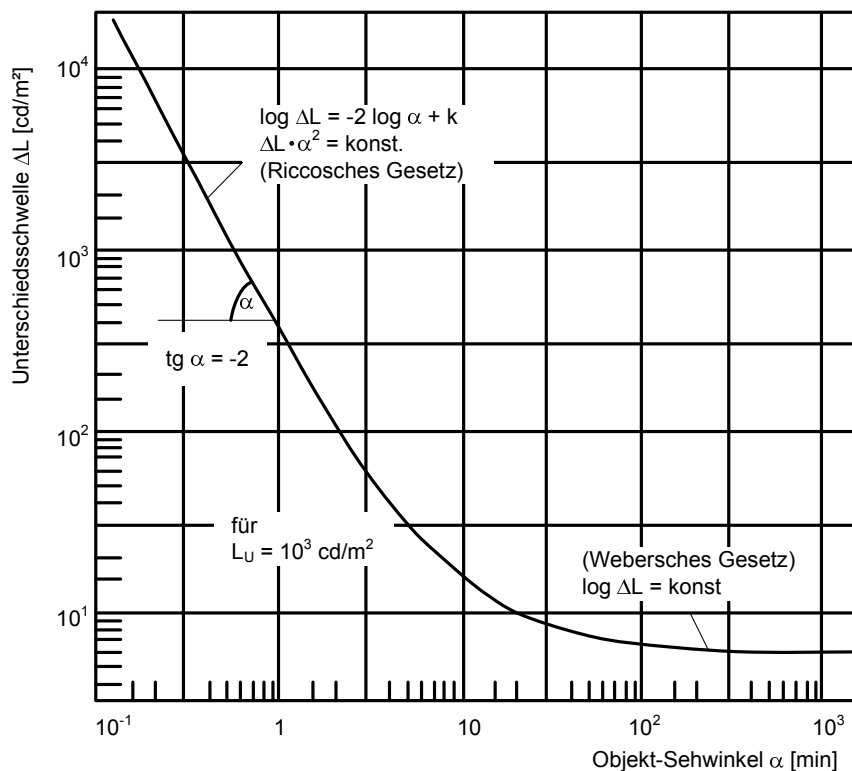


Abbildung J.2: Unterschiedsschwelle in Abhängigkeit vom Objekt-Sehwinkel [54]

---

Die Parameter  $\sqrt{b}$  und  $\sqrt{\phi}$  wurden von [10] experimentell ermittelt und sind abhängig von der Umgebungsleuchtdichte<sup>2</sup>.

Bei bekannten Werten für Umgebungsleuchtdichte und Sehwinkel lässt sich der Schwellenkontrast zur Wahrnehmung und damit die erforderliche Objektleuchtdichte  $L_O$  ermitteln, mit der eine Warnung im HUD angezeigt werden muss, damit sie gerade vom Fahrer wahrgenommen wird. Typische Umgebungsleuchtdichten bei einer Nachtfahrt liegen im Bereich  $10^{-3}$  cd/m<sup>2</sup>.

Die dargestellten Zusammenhänge sollen eine erste Abschätzung von Mindest-Leuchtdichten ermöglichen und berücksichtigen daher nicht eine mögliche Erhöhung des Schwellenkontrasts durch Blendung sowie weitere Einflüsse durch den Adaptationszustand des Auges. Zusätzliche Informationen hierzu finden sich in [54] und bei [77].

---

<sup>2</sup>Gebäuchliche Werte für  $\sqrt{b}$  und  $\sqrt{\phi}$  für verschiedene Beleuchtungszustände sind in [54] angegeben.



# Lebenslauf

## **Persönliche Daten:**

Name: Marc Arnon  
Geburtsdatum: 22.11.1976  
Geburtsort: Mönchengladbach  
Familienstand: verheiratet, zwei Töchter

## **Schulbildung:**

1983–1987 Gemeinschafts-Grundschule in Schwalmtal-Amern  
1987–1996 Albertus-Magnus-Gymnasium in Viersen-Dülken

## **Studium:**

1996–2003 Maschinenbaustudium an der RWTH Aachen

## **Berufstätigkeit:**

2003–2006 Doktorand bei der Robert Bosch GmbH, Standort Leonberg,  
Leitung des öffentl. geförderten Projekts „NIRWARN“: Near Infrared Warning  
seit 2007 Mitarbeiter der Robert Bosch GmbH, Standort Abstatt,  
Residenteningenieur bei der Audi AG, Ingolstadt im Bereich Fahrerassistenzsysteme