

Modellierung und Erkennung von Fahrsituationen und Fahrmanövern für sicherheitsrelevante Fahrerassistenzsysteme

Dissertation
zur Erlangung des akademischen Grades

Doktor-Ingenieur (Dr.-Ing.)

vorgelegt

der Fakultät für Elektrotechnik und Informationstechnik
der Technischen Universität Chemnitz

von Dipl.-Ing. Jörg Henning Schneider
geboren am 18.07.1980 in Augsburg

Chemnitz, den 10.11.2009

Danksagung

Die vorliegende Arbeit entstand während meiner Tätigkeit bei der BMW Group in Zusammenarbeit mit der Technischen Universität Chemnitz.

Mein ganz besonderer Dank gilt Dr. Karl Naab, der diese Arbeit angeregt und begleitet hat. Seine Betreuung und ständige Diskussionsbereitschaft gab mir stets den notwendigen Rückhalt auf dem richtigen Weg zu sein.

Großen Dank schulde ich außerdem Prof. Dr. Protzel für sein Vertrauen das er mir entgegenbrachte, indem er die universitätsseitige Betreuung dieser Arbeit übernommen hat. Besonders schätzte ich die von ihm gewährte Freiheit. Dennoch hatte er immer ein offenes Ohr für Rücksprachen oder im Falle von Diskussionsbedarf.

Bedanken möchte ich mich des weiterem bei der gesamten Promotionskommission bei Prof. Dr. Hirtz, Prof. Dr. Wanilek, Prof. Dr. Kanoun, Prof. Dr. Protzel und Dr. Naab für ihr entgegengebrachtes Interesse an der Arbeit und die freundliche Bereitschaft diese Aufgabe zu übernehmen.

Für das gute Arbeitsklima und das freundschaftliche Verhältnis möchte ich mich bei allen Kollegen der entsprechenden BMW Fachabteilungen bedanken. Besonders hervorheben möchte ich das gute Verhältnis zu meinen Promotionskollegen und Freunden Dr. Clemente Bonfim und Bastian Best. Unser Gedankens- und Wissensaustausch hat auch zum Erfolg dieser Arbeit beigetragen.

Nicht zuletzt gilt mein Dank meiner Familie und insbesondere meiner Eltern für ihre Förderung und Unterstützung während meiner gesamten Ausbildung.

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	9
2	Fahren und Fahrerassistenz	13
2.1	Begriffsdefinitionen	13
2.1.1	Umwelt	13
2.1.2	Situation	14
2.1.3	Fahraufgabe	15
2.1.4	Handlung - Aktion	17
2.1.5	Fahrmanöver	19
2.1.6	Fahrerabsicht	20
2.1.7	Fahrerzustand	21
2.2	Zusammenhänge und Wechselwirkungen bei der Fahrzeugführung	23
2.3	Fahrerassistenz und Aktive Sicherheit	27
2.3.1	Klassifikation von Fahrerassistenzsystemen	28
2.3.2	Fahrerassistenzsysteme und ihr Beitrag zur Aktiven Sicherheit	34
2.3.3	Informationsbedarf von Fahrerassistenzsystemen	37
3	Interpretation des Fahrumfelds	39
3.1	Fahrumfeldinterpretation für Fahrerassistenzsysteme	39
3.2	Ansätze zur Situations- und Manövermodellierung	40
3.2.1	Regelbasierte Verfahren	41
3.2.2	Wahrscheinlichkeitsbasierte Verfahren	44
3.2.3	Wissensbasierte Verfahren	45
3.2.4	Iterative Verfahren	48
3.2.5	Vergleich und Bewertung der Ansätze	50
4	Werkzeuge zur unscharfen Situationsmodellierung	53
4.1	Fuzzy Systeme	53
4.2	Probabilistische Netze	56
4.2.1	Abhängigkeiten im Netz	61
4.3	Fehlerfortpflanzungsverfahren	64
4.4	Sensitivitätsanalyse	66
4.4.1	Methoden der Sensitivitätsanalyse	67
4.4.2	Sensitivität basierend auf partiellen Ableitungen	68

5	Erkennung von Fahrsituationen und Fahrmanövern	71
5.1	Grundsätzliche Vorgehensweise	73
5.1.1	Situationen und Manöver für Fahrerassistenzsysteme	74
5.1.2	Informationsbedarf zur Situations- und Manövererkennung	75
5.1.3	Aufbau der Signalverarbeitungskette	76
5.1.4	Unschärfe, Ungenauigkeit und Unsicherheit bei der Situations- und Manövermodellierung	78
5.2	Aufbau des Gesamtsystems	80
5.3	Situations- und Manövermerkmale	81
5.3.1	Merkmalsmodell	81
5.3.2	Merkmalsungenauigkeit	82
5.3.3	Einfluss der Messwerte	82
5.4	Situations- und Manöverklassifikation	83
5.4.1	Merkmalszugehörigkeitsfunktion	83
5.4.2	Situationsmodell	85
5.4.3	Situationsunsicherheit	88
5.4.4	Einfluss der Merkmale und Messwerte	89
5.5	Zusammenfassung	90
6	Konzeptumsetzung am Beispiel der Notbremsituation	91
6.1	Grundlagen zum Notbremsassistenten	91
6.2	Fahrumfelderfassung und Signalvorverarbeitung	93
6.3	Situation Annäherungsfahrt	95
6.3.1	Merkmalsextraktion	95
6.3.2	Zugehörigkeitsfunktion und Netzaufbau	98
6.3.3	Szenenerkennung Stadt-Autobahn	101
6.4	Manöver Spurwechsel	104
6.4.1	Merkmalsextraktion	104
6.4.2	Zugehörigkeitsfunktion und Netzaufbau	105
6.5	Manöver Bremsreaktion	109
6.6	Synthese zur Notbremsituation	111
6.7	Zusammenfassung	112
7	Experimentelle Ergebnisse und Evaluation	115
7.1	Ziele der Untersuchung	115
7.2	Auswertung der Messfahrten	116
7.2.1	Szenario: Schnelle Annäherungsfahrt	116
7.2.2	Szenario: Spurwechsel	119
7.2.3	Szenario: Bremsreaktion	123
7.2.4	Szenario: Notbremsituation	123
7.3	Diskussion der Ergebnisse	130
8	Zusammenfassung und Ausblick	133

Abkürzungsverzeichnis

ACC	Adaptive Cruise Control
BZR	Bremszeitreserve
CPT	Conditional Probability Tables
DAG	Directed Acyclic Graph
FAS	Fahrerassistenzsystem
LRR	Long Range-Radarsensor
LZR	Lenkzeitreserve
MMS	Mensch-Maschine-System
MTT	Multiple Target Tracking
SA	Situation: schnelle Annäherungsfahrt
SRR	Short Range-Radarsensor
TTC	Time to Contact

1 *Einleitung*

Sowohl der Komfort bequem und flexibel sein gewünschtes Fahrziel zu erreichen als auch die Freude am Autofahren selbst, einhergehend mit maximaler Sicherheit für alle Verkehrsteilnehmer, führt so viele Menschen jeden Tag auf die Straße. Ziel muss es sein, diese Eigenschaften der Fortbewegung mit dem Auto in einer stets komplexer werdenden Verkehrsumgebung zu erhalten und weiter auszubauen. Durch eine gezielte Unterstützung des Fahrers bleibt die Freude am Autofahren erhalten, indem der Fahrer von für ihn lästigen Fahraufgaben entlastet wird. Aber auch eine deutliche Erhöhung der Sicherheit auf der Straße und eine Steigerung des Fahrkomforts sind damit verbunden.

Aus der Fahrumgebung sowie dem Zustand des Fahrzeugs, ergeben sich eine Vielzahl an Fahraufgaben, die der Fahrzeugführer erledigen muss, ohne dabei mit anderen Verkehrsteilnehmern in Konflikt zu geraten oder die physikalischen Grenzen seines Fahrzeugs zu überschreiten. Diese Fahraufgaben erstrecken sich vom Navigieren über das Führen bis hin zum Stabilisieren des Fahrzeugs. Zur Unterstützung und Entlastung des Fahrers werden Fahrzeuge mit zusätzlichen und immer komplexer werdenden technischen Systemen ausgestattet. Diese Systeme sind dem Fahrer auf allen drei Aufgabenebenen behilflich.

Systeme auf der Stabilisierungsebene wie Antiblockiersysteme bzw. Fahrdynamik-Stabilisierungssysteme wurden bereits erfolgreich in den Markt eingeführt und haben sich dort auch etabliert. Sie haben einen wesentlichen Anteil an der Erhöhung der aktiven Sicherheit und tragen somit zur Unfallvermeidung bei. Aufgrund der hohen Dynamik und den damit verbundenen beschränkten Eingriffsmöglichkeiten des Menschen erscheint für diese Art von Unterstützung nur eine autonom agierende Systemauslegung sinnvoll.

Ebenfalls hohe Akzeptanz erhalten Assistenzsysteme auf der Navigationsebene. Diese sogenannten Navigationssysteme erfreuen sich vor allem zurzeit großer Beliebtheit. Sie übernehmen bzw. unterstützen den Fahrer bei der Aufgabe der Navigation und Zielfindung. Aufgrund der relativ großen Zeitspanne zwischen Informationsbereitstellung und notwendigem Handlungsbedarf des Fahrers ist eine rein informierende Auslegung völlig ausreichend. Obwohl es sich hierbei auf den ersten Blick um ein komforterhöhendes System handelt, trägt es ebenfalls zum Sicherheitsgewinn bei. Durch die Entlastung des Fahrers auf der Navigationsebene kann dieser die frei werdenden Ressourcen für Führungsaufgaben einsetzen.

Falsche Handlungen und Reaktionen bei der Fahrzeugführung stellen nach Reichart [1995] die häufigsten Unfallursachen dar. Gerade auf dieser Aufgabenebene erhält der Fahrzeugführer bis jetzt am wenigsten technische Unterstützung. Erste Systeme, die den Fahrer bei

der Fahrzeuglängsführung unterstützen werden zwar in Fahrzeugen verbaut (z.B. Adaptive Cruise Control), sie arbeiten jedoch noch nicht in sicherheitsrelevanten Fahrbereichen. Noch einen Schritt weiter zurück in der Entwicklung sind Systeme zur Unterstützung des Fahrers bei der Querverführung. Diese Systeme erreichen aktuell Serienreife und werden in zukünftigen Fahrzeuggenerationen vermehrt zum Einsatz kommen. Gründe für die spätere Einführung von Assistenzsystemen auf der Führungsebene liegen einerseits in der Sicherheitsrelevanz solcher Systeme, andererseits ist für eine fehlerfreie Funktion eine genaue Kenntnis des Fahrumfelds notwendig.

Eine gezielte Unterstützung des Fahrers bis in den sicherheitsrelevanten Bereich auch für komplexe Verkehrsszenarien ist dem zur Folge nur durch Systeme gewährleistet denen eine Vielzahl von Informationen zum aktuellen Fahrumfeld vorliegen. Dieser Informationsgehalt muss dem Wissen, welches sich der Fahrer von seiner Umgebung aufbaut sehr nahe kommen oder im Idealfall sogar übertreffen. Nur so werden die unterstützenden Systeme auf breite Akzeptanz der Autofahrer stoßen. Aber nicht allein die Informationserfassung auch eine Weiterverarbeitung und Interpretation dieser Informationen, kognitiver Aufwand, den der Mensch oft automatisiert und nicht bewusst aufbringt, stellen einen wesentlichen Bestandteil der Assistenzsysteme dar. Eine Assistenzfunktion die den Fahrer beispielsweise vor unbeabsichtigtem Verlassen seiner Fahrspur warnt, muss zunächst Handlungen und Aktionen des Fahrers sowie Informationen aus der Umgebung, wie den zukünftigen Spurverlauf, interpretieren. Mit Hilfe dieses Wissens kann auf die Situation „Unbeabsichtigtes Verlassen der Fahrspur“ geschlossen und der Fahrer davor schließlich gewarnt werden.

Diese Interpretation der Fahrumgebung findet in der Situations- und Manövererkennung statt, mit der sich die vorliegende Arbeit beschäftigt. Die Situations- und Manövererkennung macht die Information einer Situation bzw. eines Manövers als Wissen explizit und damit für eine Weiterverarbeitung in der jeweiligen Assistenzfunktion zugänglich. Hierfür wird ein generischer Ansatz erarbeitet. Ferner werden fahrerspezifisch unterschiedliche Manöverausprägungen und Situationswahrnehmungen berücksichtigt und damit eine Systemanpassung an das Verhalten und die Gewohnheiten des Fahrers ermöglicht. Bereits Bernotat [1964] stellte fest, dass sich für die Erzielung höchster Leistungsfähigkeit einer Assistenzfunktion auf Führungsebene die Technik an die Eigenschaften und Bedürfnisse des Menschen anzupassen hat. Dieses Prinzip ist unter dem Terminus „Anthropotechnik“ bekannt geworden. Eine kritische Größe für vor allem sicherheitsrelevante Assistenzfunktionen stellt die Systemgenauigkeit und Informationsqualität dar. Dieser Tatsache wird in der vorliegenden Arbeit Rechnung getragen, indem neben der Situation oder dem Manöver selbst ein Vertrauens- bzw. Gütemaß bestimmt wird, das von den Genauigkeiten der eingesetzten Sensoren abhängt. Auch der Rückschluss von der zu erkennenden Situation auf Anforderungen bezüglich der Sensorinformationen ist möglich. Hierzu wird für jede Messgröße der Einfluss berechnet, den diese auf die Situationsentscheidung ausübt. Es wird somit deutlich, welche Messwerte mit höherer Genauigkeit erfasst werden müssen bzw. auf welche Messgrößen unter Umständen sogar verzichtet werden können. Besonders bei der Systementwicklung ist dies eine wertvolle Hilfsgröße. Die Möglichkeiten und

Grenzen verschiedener Sensorcluster- Konfigurationen lassen sich damit untersuchen.

Die Arbeit kann grob in drei Bereiche unterteilt werden. Der erste Teil erstreckt sich von der Klärung der Begrifflichkeiten und Zusammenhänge im Bereich Fahrzeugführung und Fahrerassistenz bis hin zu heute eingesetzten Methoden zur Fahrumfeldinterpretation. In Kapitel 2 werden die relevanten Begriffe definiert und hiermit die Wirkzusammenhänge in der Fahrzeugführung erläutert. Die Ansatzpunkte der Fahrerassistenz werden anhand dieses Schemas aufgezeigt. Kapitel 3 beschäftigt sich mit dem Stand der Technik zur Fahrumfeldinterpretation und Situationserkennung. Ein Schwerpunkt liegt hierbei auf bisher verwendeten Interpretationsansätzen für Fahrerassistenzsysteme.

Im zweiten Teil wird auf den generischen Ansatz zur Situations- und Manövererkennung eingegangen. Kapitel 4 erläutert theoretisch die in dieser Arbeit benutzten Werkzeuge und Methoden. Dabei werden die zur Situations- und Manöverklassifikation eingesetzten probabilistischen Netze und die Fuzzy-Theorie behandelt. Verschiedene Maße zur Bestimmung der Abhängigkeiten zwischen den Netzknoten werden untersucht und Verfahren zur Fehlerfortpflanzung und Sensitivitätsanalyse vorgestellt. Die grundsätzliche Vorgehensweise und das Modell zur Erkennung von Fahrsituationen und Fahrmanövern ist Gegenstand von Kapitel 5. Es wird auf die Bestimmung der Situationsmerkmale sowie die Situationsklassifikation eingegangen.

Mit der Konzeptumsetzung am Beispiel der Notbremssituation und damit entstandene experimentelle Ergebnisse beschäftigt sich der dritte Teil der Arbeit. Kapitel 6 behandelt ausführlich das Modell für die Erkennung von Notbremssituationen. Eine Systemevaluation anhand realer Messdaten findet in Kapitel 7 statt. Die Ergebnisse werden diskutiert sowie Stärken und Schwächen des Systems aufgezeigt. Kapitel 8 beinhaltet eine kurze Zusammenfassung der Arbeit und zeigt weitere Entwicklungsmöglichkeiten im Bereich Fahrumfeldinterpretation und Situationserkennung auf.

2 Fahren und Fahrerassistenz

Autofahren besteht nach v. Benda u. a. [1983] aus einer Kette von Interaktionen zwischen dem System Fahrer-Fahrzeug und seiner sich kontinuierlich ändernden Umgebung. Aus den Interaktionen mit der Umwelt ergeben sich Aufgaben, die der Fahrer zu realisieren hat. Fahrerassistenzsysteme unterstützen den Fahrer bei der Umsetzung seiner Fahraufgaben. Die Assistenzfunktionen lassen sich in informierende und agierende Systeme unterteilen. Während informierenden Systeme den Fahrer beim besseren bzw. korrekten Wahrnehmen seines Umfeldes unterstützen und ihm unter Umständen situationsadäquate Handlungsempfehlungen geben, greifen agierende Systeme aktiv in das Fahrgeschehen ein.

Im Bereich Fahrzeugführung und Fahrerassistenz finden eine Vielzahl von Begriffen Verwendung, die nicht eindeutig festgelegt sind und demzufolge durchaus unterschiedlich verstanden werden. Um Verwirrung zu vermeiden werden die einzelnen Begriffe zunächst definiert. Mit Hilfe dieser Begriffsdefinitionen und deren Wirkzusammenhängen lassen sich einerseits die Angriffs- und Unterstützungspunkte von Assistenzfunktionen plakativ und leicht verständlich darstellen, andererseits wird die Notwendigkeit einer fehlerfreien Fahrsituations- und Fahrmanövererkennung für Fahrerassistenzsysteme deutlich.

2.1 Begriffsdefinitionen

2.1.1 Umwelt

Der Begriff „Umwelt“ umfasst nach Käppler und Bernotat [1985] sämtliche auch nicht relevanten Elemente des Verkehrsraums, in dem sich das System Fahrer-Fahrzeug befindet. Es handelt sich somit um eine nicht interpretierte Beschreibung der Fahrumgebung. Die Umwelt lässt sich in natürliche, gestaltete und soziale Umwelt gliedern. Unter der natürlichen Umwelt fasst man alle Elemente zusammen, die von der Natur vorgegeben sind wie z.B. Lichtverhältnisse, Temperatur oder Witterung aber auch die Topographie und Landschaft. Die gestaltete Umwelt hingegen beschreibt die vom Menschen künstlich erzeugten und gestalteten Elemente des Verkehrsraums. Hierzu zählt das gesamte Verkehrsnetz insbesondere die Straßengestaltung und Verkehrsführung. Die anderen Verkehrsteilnehmer und die damit in Verbindung stehenden Größen wie Verkehrsfluss oder Verkehrsdichte werden der sozialen Umwelt zugeschrieben.

2.1.2 Situation

In der Literatur herrscht große Uneinigkeit bezüglich des Situationsbegriffs. Weder die Situationsgrenzen noch Eigenschaften der räumlichen oder zeitlichen Ausdehnung einer Situation sind einheitlich festgelegt. Ebenfalls bleibt unklar, ob eine Situation die objektiv gegebene Verkehrsumgebung oder das subjektiv vom Fahrer wahrgenommene Umfeld beschreibt. In der Psychologie wurde die Frage nach der Objektivität bzw. Subjektivität von Situationen bereits ausgiebig diskutiert. Ein einheitlicher Konsens besteht auch hier nicht. Während z.B. für Lewin die Umwelt (Situation) die wahrgenommene oder vorgestellte Umwelt darstellt, versteht Brunswik unter der Umwelt die tatsächliche Umwelt [Angenendt u. a., 1987]. In verkehrspsychologischen Arbeiten wird unter einer Situation in der Regel die subjektive Situation aus Fahrersicht verstanden. In dieser Arbeit erscheint eine Unterscheidung zwischen objektiv gegebener und subjektiv wahrgenommener Situation sinnvoll, da für die meisten Fahrerassistenzsysteme beide Situationsausprägungen von Bedeutung sind (siehe Kapitel 2.3). Aus diesem Grund sollen die Situationsdefinitionen von Reichart [2000] übernommen werden. Er unterscheidet zwischen Verkehrssituation, Fahrsituation und Fahrersituation:

Die Verkehrssituation ist die objektiv gegebene räumliche und zeitliche Konstellation der verkehrsbezogenen Einflussgrößen der Arbeitsumgebung von Verkehrsteilnehmern. Darunter sind auch Größen zu verstehen, die für den Fahrer noch nicht wahrnehmbar sind, aber dennoch auf sein zukünftiges Fahrverhalten Einfluss nehmen (z.B. Stau nach der nächsten Kurve). Mit Hilfe technischer Systeme (z.B. Navigationssysteme, Car2X) kann dieses Wissen dem Fahrer unter Umständen bereitgestellt werden.

Die Fahrsituation ist der aus Fahrersicht prinzipiell wahrnehmbare Ausschnitt der Verkehrssituation. Sie ist somit eine Teilmenge der Verkehrssituation. Bei der Verkehrssituation und der Fahrsituation handelt es sich um eine rein verkehrstechnische Klassifikation. Der Fahrer wird nicht berücksichtigt.

Die Fahrersituation ist die vom Fahrer eines Kraftfahrzeugs tatsächlich wahrgenommene Situation. Sie wird stark von physischen und psychischen Eigenschaften des Fahrers beeinflusst. Einzelheiten hierzu sind in Kapitel 2.1.7 zu finden.

Ein Situationswechsel ist durch die Änderung einer situationsrelevanten Größe der Umgebung bzw. durch die Durchführung eines Fahrmanövers (siehe Kapitel 2.1.5) gekennzeichnet. Die räumliche Ausdehnung der Situation soll auf die für die Verhaltensentscheidung notwendigen Situationsmerkmale beschränkt werden.

Neben der in dieser Arbeit benutzten Situationsdefinition existieren in der Literatur eine Vielzahl von weiteren Ansätzen. So besteht nach v. Benda u. a. [1983], wie oben bereits erwähnt, das Autofahren aus einer Kette von Interaktionen zwischen dem System Fahrer-Fahrzeug und seiner sich kontinuierlich ändernden Umgebung. Zerlegt man diese Kette in einzelne, voneinander abgrenzbare Glieder erhält man die Verkehrssituationen. Die Verkehrssituation ist definiert als die Umgebung des Mensch-Maschine-Systems (MMS)

Fahrer-Fahrzeug aus Fahrersicht. Fastenmeier [1994] schließt sich dieser Definition an und betont, dass es sich hierbei um keine rein verkehrstechnisch orientierte Situationstaxonomie handelt. Die Verkehrssituation stellt demnach einen begrenzten Ausschnitt aus dem gesamten Verkehrsgeschehen dar. Neben den räumlichen und physikalischen Gegebenheiten fließt hier aber die Fahrersicht mit ein. Die Verkehrssituation ist nach v. Benda [1985] und Fastenmeier [1994] eine subjektive Situation und kann der in dieser Arbeit benutzten Definition der Fahrersituation gleichgesetzt werden. Die Änderungen der Umgebung (Elemente dieser Umgebung ändern ihren Zustand) oder Beendigung der Interaktion des Fahrers mit einem Element kennzeichnet das Ende einer Situation.

Für Holte [1994] ist die Situation eine bestimmte Kombination aller Merkmalsausprägungen in einer bestimmten Zeitspanne innerhalb eines bestimmten Raumes. Die Merkmale teilt er auf in Merkmale der Umwelt und Merkmale der Personen, die entweder relativ stabil oder variabel sein können. Ändert sich der Ausprägungsgrad mindestens eines Merkmals, so liegt eine neue Situation vor. Damit hat Holte [1994] die zeitliche Ausdehnung klar abgesteckt. Die räumliche Ausdehnung legt er durch eine definierte Strecke mit exakt lokalisierbaren Endpunkten fest. Diese Definition der räumlichen Ausdehnung macht lediglich für eine fest vorgegebene Versuchsstrecke Sinn.

Unter dem Begriff Situation versteht Krüger [1992], wie sich ein autonom handlungsfähiges System in seiner Umwelt eingebettet sieht. Eine Situation ist folglich die zu einem bestimmten Zeitpunkt vorherrschende physikalische Beziehung zwischen zwei Komponenten, erweitert um die Handlungen und Handlungsmöglichkeiten der Akteure. Die Handlungen bzw. Handlungsmöglichkeiten nimmt Krüger in sein Situationsverständnis mit auf, um eine genauere Situationsprädiktion zu ermöglichen. Haag [1998] stimmt dieser Definition zu und hält folgerichtig fest, dass Individuen, die sich im selben Zustand befinden, aber unterschiedliche Möglichkeiten haben, auf diesen Zustand zu reagieren, verschiedenen Situationen zugeordnet werden. Damit ist eine Situation nach dem Verständnis von Krüger und Haag sowohl fahrer- als auch fahrzeugabhängig. Über die zeitlichen und räumlichen Ausdehnungen von Situationen wird keine Aussage getroffen.

Die aufgeführten Definitionen stellen eine kleine Auswahl von den in der Literatur vorherrschenden Situationsdefinitionen dar, vgl. z.B. Pellkofer [2003], Mock-Hecker [1994] oder Maurer [2000]. Es soll damit das inkonsistente Situationsverständnis aufgezeigt werden, das in der Literatur vorherrscht. Neben der Verkehrswelt existieren weitere Bereiche, wie z.B. die Robotik, in denen der Begriff der Situation, mit weiteren Definitionen, verwendet wird.

2.1.3 Fahraufgabe

Für eine sichere Fortbewegung im Straßenverkehr ergeben sich für den Fahrer situations- und manöverabhängige Aufgaben, die er zu erfüllen hat. In dem ursprünglich aus der Luft- und Raumfahrttechnik stammenden 3-Ebenen-Modell, vgl. Rößger u. a. [1962], Bernotat

[1964], Kelley [1968] oder Johannsen [1976], werden diese Aufgaben fahrzeugunabhängig drei Hierarchieebenen zugeordnet. Man unterscheidet zwischen den Navigationsaufgaben (strategische Ebene), Bahnführungsaufgaben (taktische Ebene) und Stabilisierungsaufgaben (operationale Ebene). Donges [1978] sowie Käßler und Bernotat [1985] adaptierten dieses Modell an die Führung von Kraftfahrzeugen.

Die Navigationsaufgabe umfasst die Auswahl einer für den geplanten Transportvorgang geeigneten Fahrtroute aus dem zur Verfügung stehenden Straßennetz. Dabei folgt der Fahrer vor allem persönlichen Kriterien wie Kosten, Zeit oder Bekanntheit der Fahrtstrecke. Diese Teilaufgabe wird i. A. vor Fahrtbeginn bzw. während einer Fahrtunterbrechung erfüllt. Bei auftretenden Behinderungen wie Straßensperrung, Baustellen oder Stau ist es Aufgabe des Fahrers eine Alternativroute zu wählen. Hilfsmittel für das erfolgreiche Erfüllen der Navigationsaufgaben stellen Straßenkarten, Navigationssysteme, Wegweiser, Straßennamen sowie andere Orientierungspunkte dar.

Die Umsetzung der vorgesehenen Fahrtroute findet auf der Bahnführungsebene statt. Dabei werden aus den aktuellen situativen Gegebenheiten in der Umgebung des Fahrzeugs eine detaillierte Spezifikation der Sollspur und der zugehörigen Sollgeschwindigkeit für die Fahrzeugbewegung extrahiert. Die Festlegung dieser Größen erfolgt nicht eindeutig, vielmehr wird ein Bewegungsbereich, innerhalb dessen der Fahrer die Führungsgrößen zu wählen hat, abgesteckt. Antizipatorische Fähigkeiten sind auf dieser Ebene für die Planung der nächsten Aktionen und damit für die Erfüllung der Führungsaufgaben von großer Bedeutung. Außerdem müssen die Führungsgrößen vom Fahrer entsprechend gewählt werden, um eine konfliktfreie Fahrzeugbewegung sicherzustellen. Fehler bei den Führungsaufgaben sind die Hauptursache von Verkehrsunfällen.

Auf der Stabilisierungsebene wird der Istzustand der Fahrzeugbewegung auf den in der Führungsebene spezifizierten Sollzustand mit annehmbarer Genauigkeit überführt. Dies wird mit Hilfe einer kompensatorischen Regelung realisiert, die Führungs- und Regelgrößen werden verglichen und auf Abweichungen entsprechend reagiert. Es muss darauf geachtet werden, dass das Fahrzeug dabei stets in einem stabilen Zustand gehalten wird.

Aus diesen Fahraufgaben lassen sich Anforderungen an den Fahrer ableiten. Angefordert werden nach Fastenmeier und Gstalter [2003] mentale und psychomotorische Leistungen, um die jeweiligen Fahraufgaben zu bewältigen. Jede dieser drei Aufgabenebenen besitzt unterschiedliche Zeithorizonte, entsprechend steigen die Forderungen an den Fahrzeugführer hinsichtlich der Abtastfrequenz von der Navigationsebene über die Führungs- bis hin zur Stabilisierungsebene stark an. Die Übernahme der Fahraufgaben durch Assistenzsysteme schreitet demnach in umgekehrter Richtung voran [Bernotat, 1970]. Entscheidungen auf einer höheren Aufgabenebene beeinflussen die darunter liegenden Ebenen. Gleichzeitig setzt das Erledigen von Fahraufgaben der höheren Ebene die fehlerfreie Erledigung der Aufgaben auf der niedrigeren Ebene voraus. In Abbildung 2.1 sind nach Bernotat [1964] die drei Ebenen der Fahraufgaben über mehrerer Regelkreise dargestellt. Es ist ersichtlich, dass jeder Regelkreis die Führungsgröße für den Nächstfolgenden bildet und das Erledigen der Fahraufgaben somit als eine Art Kaskadenregelung aufgefasst werden kann.

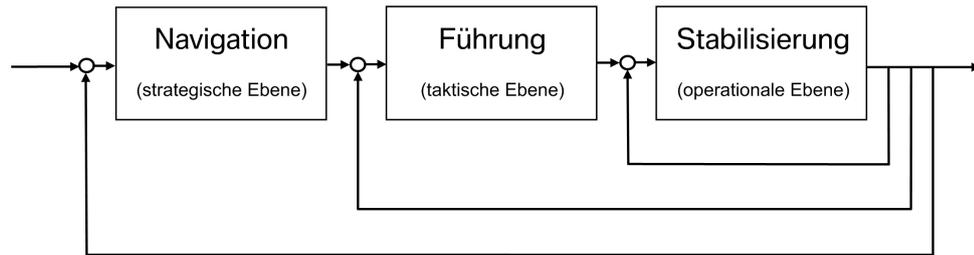


Abbildung 2.1: Drei-Ebenen-Modell der Fahraufgaben

Einzelne Fahraufgaben können sich über mehrere Aufgabenebenen des oben vorgestellten Modells erstrecken. So wird beispielsweise bei der Fahraufgabe „Folgefahren“ der Abstand und die Relativgeschwindigkeit zum Vorderfahrzeug gemessen und darauf kompensatorisch geregelt. Es handelt sich somit um eine Stabilisierungsaufgabe. Erkennt der Fahrzeugführer ein sehr langsames Fahrzeug vor seinem Vorderfahrzeug, reagiert er darauf antizipatorisch und erhöht den Abstand zum voraus fahrenden Fahrzeug. Er verändert somit eine Führungsgröße und handelt damit auf der taktischen Ebene.

Bubb [2003] führt ein weiteres inhaltliches Klassifikationsschema für Fahraufgaben ein. Er unterscheidet hierbei zwischen primären, sekundären und tertiären Aufgaben. Die Gruppe der primären Fahraufgaben beinhaltet sämtliche Aufgaben, die den eigentlichen Fahrprozess ermöglichen. Alle drei Aufgabenebenen des oben beschriebenen 3-Ebenen-Modells fallen somit unter die primären Aufgaben. Verkehrs- bzw. umweltbedingt anfallende Aufgaben, die aber nicht dem eigentlichen Halten des Fahrzeugs auf der Straße dienen, wie z.B. das Setzen des Blinkers oder Betätigen des Lichtschalters, werden unter sekundäre Fahraufgaben subsumiert. Diese lassen sich wiederum in Aufgaben unterteilen, die entweder eine Reaktion auf die Umweltbedingungen darstellen oder sich aus dem aktiven Interaktionswunsch des Fahrers mit der Umwelt ergeben. Unter tertiären Aufgaben versteht Bubb Aufgaben zur Befriedigung des Komfort-, Unterhaltungs- und Informationsbedürfnisses der Fahrzeuginsassen, z.B. das Bedienen der Heizung/Klimaanlage oder des Radios. Für diese Arbeit sind lediglich die primären und sekundären Aufgaben von Bedeutung.

2.1.4 Handlung - Aktion

Die oben aufgeführten Fahraufgaben werden vom Fahrer mit Hilfe geeigneter Handlungen bzw. Aktionen oder Tätigkeiten umgesetzt. Diese drei Begriffe verwendet die Fachliteratur als Synonyme. Nach Retz-Schmidt [1992] sind Handlungen eine spezielle Form des Verhaltens. Ein Verhalten wird dann als Handlung bezeichnet, wenn es intendiert d.h. beabsichtigt ist. Daraus resultiert nicht, dass alle Konsequenzen einer Handlung wiederum beabsichtigt sein müssen. Betrachtet man den Fahrer eines Kraftfahrzeugs als Operateur eines Mensch-Maschine-Systems, so kann man seinem Verhalten das von Rasmussen [1983] vorgestellte Verhaltensmodell einer Bedienperson zugrunde legen. Rasmussen unterscheidet

det drei Arten menschlichen Verhaltens bzw. Handelns anhand des Grades der kognitiven Inanspruchnahme des Menschen:

Fahraufgaben, zu denen der Fahrer keine Erfahrungen hat und somit keine vorgefertigten Regeln bzw. Handlungsschemata existieren, lassen sich mit Hilfe wissensbasiertem Verhalten umsetzen. In diesem Fall formuliert der Fahrzeugführer die Aufgaben, die sich aus der Fahrumgebung und den individuellen Zielen des Fahrers ergeben, explizit und entwickelt daraus ein Plan. Handlungsstrategien werden auf dieser Ebene somit aus mentalen Modellen und dem vorhandenen Wissen über die Fahraufgabe extrahiert. Es wird eine hinsichtlich unterschiedlicher Kriterien optimierte Strategie ausgewählt und umgesetzt. Wissensbasierte Handlungen erfordern den höchsten kognitiven Aufwand.

In bekannten Situationen können die Fahraufgaben anhand fester Handlungsschemata und a priori festgelegter Regeln bewältigt werden. Der Fahrer greift somit auf gespeicherte Handlungsstrategien zurück. Diese Verhaltensweise bezeichnet Rasmussen als regelbasiertes Verhalten. Die notwendigen Regeln hierfür können erlernt oder aus anderen Handlungsregeln abgeleitet werden. Diese Regeln, ausgedrückt über einfache wenn-dann-Verknüpfungen (wenn die Ampel rot ist, dann halte an), koordinieren das fertigkeitbasierte Verhalten [Johannsen, 1993].

Fertigkeitbasierte Handlungen sind nach Rasmussen erlernte, stark automatisierte sensorische Reiz-Reaktions-Mechanismen. Sie sind oft dadurch gekennzeichnet, dass der Fahrer nicht beschreiben kann wie er die Aufgabe erfüllt hat und auf welchen Informationen seine Handlungen basieren. Der Fahrer trainiert interne dynamische Modelle, die es ihm erlauben, trotz relativ langsamer Informationsverarbeitung schnell reagieren zu können [Maurer, 2000]. Die Handlungen werden ohne bewusste und willentliche Aufmerksamkeit oder Kontrolle durchgeführt. Ein Großteil der Bahnführungs- und Stabilisierungsaufgaben setzt der Fahrer unter normalen Bedingungen auf vertrauter Strecke mit Hilfe fertigkeitbasierter Handlungen um.

Fahraufgaben sollten möglichst mit Hilfe fertigkeitbasiertem bzw. regelbasiertem Verhalten gelöst werden, da auf diesen Ebenen eine sowohl sicherere als auch schnellere Bewältigung der Aufgaben gewährleistet ist. Nur wenn dies unter meist kritischen und unerwarteten Bedingungen nicht möglich ist, muss der Fahrer wissensbasiert neue Handlungsstrategien erarbeiten. Gezieltes Fahrertraining ermöglicht, dass der Fahrer auch in kritischen Fahrsituationen seine Aufgaben auf den kognitiv weniger anspruchsvollen Verhaltensebenen löst [Johannsen, 1993]. Der Lern- und Übungsaufwand nimmt dabei von der wissensbasierten zur fertigkeitbasierten Handlungsebene hin zu.

Eine eindeutige Zuordnung von Fahraufgaben und deren Umsetzung in einer Handlungsebene ist nicht möglich. So können die fahrerinternen Prozesse zur Erfüllung der Fahraufgaben je nach Erfahrung des Fahrers und Vertrautheit mit der vorherrschenden Fahraufgabe und Fahrsituation stark variieren. Auch Donges und Naab [1996] beschäftigen sich mit dieser Thematik und kommen zu ähnlichen Ergebnissen. In Tabelle 2.1 sind die einzelnen Ebenen des Verhaltensmodells dem 3-Ebenen Modell der Fahraufgaben gegenübergestellt

und mit Beispielen hinterlegt.

		Handlungen/Aktionen		
		fertigkeitsbasiert	regelbasiert	wissensbasiert
Fahr- aufgaben	Navigation	Fahrt zur Arbeit	Navigieren anhand Beschreibung	Navigieren in fremder Stadt
	Führung	Abstandswahl erfahrener Fahrer	Überholen mit Gegenverkehr	Folgefahren auf vereister Strecke
	Stabilisierung	Spurhalten bei einer Kurvenfahrt	Fahren im fremden Fahrzeug	Fahranfänger in erster Fahrstunde

Tabelle 2.1: Zusammenhang Fahraufgaben und Handlungen nach Hale [1990] hinterlegt mit Beispielen

Es ist einleuchtend, dass ein geübter Fahrer den Großteil seiner Handlungen regel- oder fertigkeitbasiert löst, während der Fahranfänger für die Erfüllung der gleichen Fahraufgabe auf wissensbasierte Handlungen zurückgreifen muss. So wird der erfahrene Fahrer einen Spurwechsel automatisiert ohne große kognitive Beanspruchung durchführen. Der Fahrschüler muss für diese Aufgabe zunächst ein Handlungsschema wissensbasiert erlernen. Ist er mit diesem vertraut, erfolgen zukünftige Spurwechsel regelbasiert, indem er das Handlungsschema heranzieht und abarbeitet.

2.1.5 Fahrmanöver

Ein Fahrmanöver ist eine Aktion bzw. Aktionsfolge (Aneinanderreihung mehrerer Aktionen) eines Verkehrsteilnehmers, welche die aktuelle Fahrsituation in eine neue Fahrsituation überführt. Das Fahrmanöver ist somit eine spezielle Handlung und ermöglicht die Prädiktion einer Situation. Fahrmanöver können sich wiederum aus untergeordneten Fahrmanövern und unterschiedlich durchfahrenen Fahrsituationen zusammensetzen.

So stellt der Spurwechsel ein Fahrmanöver dar, über den beispielsweise die Situation „Annäherungsfahrt“ in eine neue Situation „freie Fahrt“ überführt wird. Dieser Spurwechsel setzt sich aus einzelnen Handlungen bzw. Handlungsketten des Fahrers zusammen. Der Fahrer überwacht die Zielspur durch Spiegel- und Schulterblick, er setzt den Blinker und führt schließlich eine entsprechende Lenkbewegung aus. Der Spurwechsel selbst kann auch Teil eines übergeordneten Fahrmanövers z.B. eines Überholvorganges darstellen. Das Überholmanöver besteht aus einem Spurwechsel nach links der Situation „Vorbeifahrt auf Nachbarspur“ und wird schließlich durch einen weiteren Spurwechsel, diesmal nach rechts, abgeschlossen. Auch das Überholmanöver überführt eine Situation z.B. Folge- oder Annäherungsfahrt in eine neue Fahrsituation. Bei der neu entstandenen Situation kann es sich wiederum um eine Folge- oder Annäherungsfahrt handeln, diesmal allerdings hinter einem anderen Objekt.

2.1.6 Fahrerabsicht

Die Fahrerabsicht oder Fahrerintention steht für Handlungen bzw. Manöver die der Fahrzeugführer in naher Zukunft einzuleiten beabsichtigt oder bereits eingeleitet hat. Absicht unterscheidet sich von Zielen, Wünschen und Hoffnungen insofern, dass der Fahrer davon überzeugt ist, sein Vorhaben zu einem erfolgreichen Abschluss bringen zu können. Demnach hat er hierfür bereits einen Handlungsplan erstellt [Retz-Schmidt, 1992]. Die Pläne können somit als Teil der Intention gesehen werden. Der Fahrer muss sich über die für die Ausführung seiner Absicht notwendigen Schritte bewusst sein. Darüber hinaus muss die Bereitschaft vorhanden sein, die Intention in der nächsten Zeit in die Tat umzusetzen. Somit sind Intentionen Ziele, zu deren Umsetzung sich der Fahrer bewusst entschieden und damit bereits begonnen hat oder kurz davor steht.

Intentionen können hierarchisch geordnet werden. Sie existieren folglich auf verschiedenen Ebenen, wobei Intentionen auf höherer Ebene durch Intentionen auf niedrigerer Ebene realisiert werden. Sie lassen sich in ein zu dem 3-Ebenen-Modell der Fahraufgaben ähnliches Modell einteilen. Ein Beispiel aus der Fahrzeugführung ist in Abbildung 2.2 zu sehen.

Die übergeordnete Absicht fast jeder Autofahrt ist das Erreichen eines Fahrziels. Diese Intention setzt sich aus Absichten auf der Führungsebene zusammen, wie das Überholen eines anderen Fahrzeugs bzw. eine Ebene tiefer der Wechsel auf die Nachbarspur. Der Blinker dient als Intensionszeichen für den Spurwechsel und ist ein Kommunikationsmedium zwischen den Verkehrsteilnehmern. Die Fahrerabsicht spiegelt somit die zukünftigen Navigations- bzw. Manöverwünsche des Fahrzeugführers wider [Kopf, 2005]. Im Folgenden wird der Begriff Fahrerabsicht ausschließlich im Zusammenhang mit dem nächsten geplanten Manöver verwendet.

Bei der Erkennung der Fahrerabsicht muss es Ziel sein, sich in den Fahrer hineinzusetzen, dessen Perspektive anzunehmen und aus dessen Handlungen die Intentionen best-

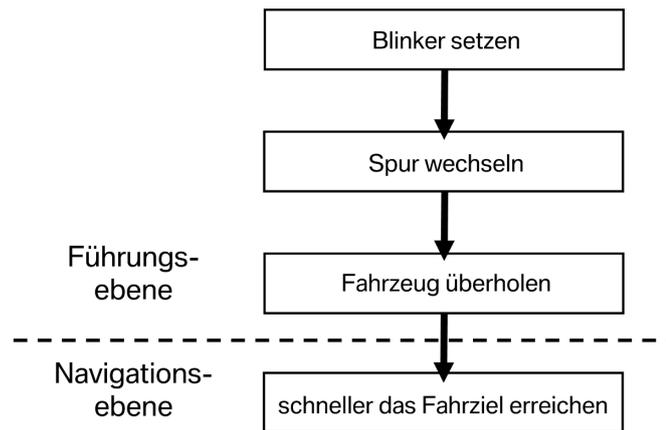


Abbildung 2.2: Hierarchische Gliederung der Fahrerabsichten

möglich zu rekonstruieren. Diese Erkenntnisse bleiben jedoch immer auf einer Vermutung beschränkt.

2.1.7 Fahrerzustand

Der Fahrerzustand fasst sämtliche fahrrelevanten Informationen über den mit der Fahraufgabe beschäftigten Fahrer zusammen [Kopf, 2005]. Er ergibt sich aus der Belastung, der der Fahrer ausgesetzt ist sowie den einzelnen Fahrerzustandsfaktoren.

Unter psychischer Belastung sind nach DIN EN ISO 10075-1 die Gesamtheit aller erfassbaren Einflüsse, die von außen auf den Menschen zukommen und psychisch auf ihn einwirken, zu verstehen. Übertragen auf das Autofahren, kann unter Belastung sämtliche aus der Umwelt und dem Fahrzeug stammende Faktoren verstanden werden, die den Fahrer in seiner Verhaltensweise beeinflussen. Dies sind einerseits Umgebungsvariablen wie Temperatur, Beleuchtung oder Lärm, das Unterhalten mit einem Beifahrer und Telefonieren, aber auch die Verkehrssituation und geplante bzw. aktuell durchgeführte Manöver und Handlungen sowie die Fahrtdauer.

Die Fahrerzustandsfaktoren spiegeln das allgemeine Befinden des Fahrers wider und lassen sich nach Kopf [2005] in drei Gruppen unterteilen:

- Nicht bzw. langfristig veränderliche Faktoren (überdauernd) z.B. Konstitution, Fahrkönnen, Fahrerfahrung, Belastbarkeit, Persönlichkeit, sensorische Fähigkeiten, motorische Fähigkeiten oder Behinderungen.
- Mittelfristig veränderliche Faktoren (fahrtraumenbezogen) z.B. Ermüdung, Tagesrhythmus, individuelle Strategie, gesundheitliche Einschränkungen, Alkohol/Drogeneinfluss.
- Kurzfristig veränderliche Faktoren z.B. gerichtete Aufmerksamkeit, Vigilanz (Wachsamkeit bzw. ungerichtete Aufmerksamkeit), Emotion, Beanspruchung, Anstrengung, Akti-

vierung.

Als Fahrerzustand im engeren Sinne werden in der Literatur oft die Faktoren Ermüdung in Verbindung mit Aufmerksamkeit, Wachsamkeit bzw. Aktiviertheit bezeichnet.

Die Beanspruchung ist definiert als die zeitlich unmittelbare und nicht langfristige Auswirkung der psychischen Belastung auf die Einzelperson in Abhängigkeit von ihren eigenen habituellen und augenblicklichen Voraussetzungen einschließlich der individuellen Auseinandersetzungsstrategien. Die Beanspruchung des Fahrers ergibt sich aus den umweltbedingten Belastungen sowie den Fahrerzustandsfaktoren. Während Belastungsgrößen im Fahrer-Fahrzeug-System objektiv vorgegeben sind, handelt es sich bei der Beanspruchung um subjektive Empfindungen des Menschen. Fahrer mit unterschiedlichen Fähigkeiten und Fertigkeiten (habituellen Voraussetzungen) werden die Fahraufgaben mit Hilfe unterschiedlicher Informationsverarbeitungsprozesse (wissens-, regel- oder fertigkeitbasiert) bearbeiten und sind somit unterschiedlichen Beanspruchungen ausgesetzt [Vollrath und Schießl, 2004]. Des Weiteren wird die Beanspruchung des Menschen subjektiv erlebt auf Grund der aufzubringenden Anstrengung, die notwendig ist, um seine angestrebte Leistung zu erzielen.

Die Fahrleistung ist somit das Ergebnis aus Beanspruchung und Anstrengung. In Abbildung 2.3 ist dieser Zusammenhang nach Johannsen [1993] aufgezeigt.

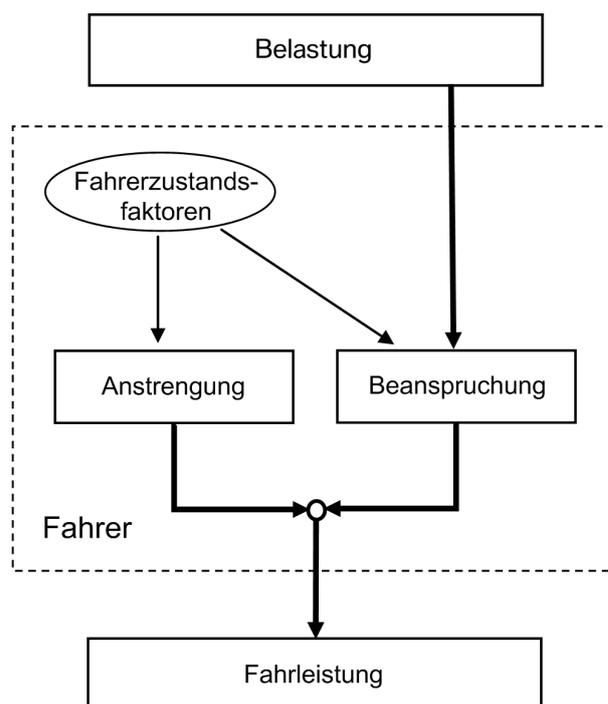


Abbildung 2.3: Zusammenhang Belastung, Beanspruchung, Anstrengung und Leistung

Liegt die Beanspruchung über einem dauerhaft akzeptierbaren Anstrengungsniveau, so führt dies zu Fehlhandlungen und Ermüdung. Das akzeptierte Anstrengungsniveau selbst

ist wiederum fahrerabhängig. Es muss hierbei zusätzlich zwischen unterschiedlichen Arten von Beanspruchung unterschieden werden. So können sich belastungsabhängig Beanspruchungen des visuellen Sinneskanals sowie der Wahrnehmung oder der Informationsverarbeitung bzw. durch motorische Handlungen ergeben.

Die Fahrleistung als Ausgangsgröße des Faktors Fahrer kann zur Interpretation der Beanspruchung herangezogen werden und gibt somit Auskunft über die benötigte Unterstützung durch Fahrerassistenzsysteme (siehe Kapitel 2.3). Maße für die Leistung sind nach Bernotat [1970] und Johannsen [1993] die psychische Beanspruchung, der Lernaufwand, der Bedienaufwand und die Wirkung, welche durch entsprechende Handlungen erzielt wird. Hierbei bilden vor allem die Fehlerhäufigkeit, die Reaktionszeit und Reaktionsgenauigkeit bzw. der Regelfehler brauchbare Kenngrößen. Ein guter Überblick zu weiteren Mess- und Bewertungsverfahren der mentalen Beanspruchung ist in Eyferth [1995] zu finden.

Neben der Fahrleistung ergibt sich aus den Fahrerzustandsfaktoren und äußeren Einflüssen der Fahrstil bzw. das Fahrerverhalten. Diese beiden Begriffe sollen in der Arbeit gleichwertig verwendet werden. Der Fahrstil beschreibt die Art und Weise wie ein Fahrer seine Führungsaufgaben erfüllt.

2.2 Zusammenhänge und Wechselwirkungen bei der Fahrzeugführung

Während einer Autofahrt steht der Fahrer mit seinem Fahrzeug in einem ständigen Informationsaustausch mit der Umwelt. Es entsteht ein in Abbildung 2.4 dargestelltes System Fahrer-Fahrzeug-Umwelt. Der Fahrer stellt den Regler dar, das Fahrzeug die Regelstrecke und die Umwelt eine Informations- und Störquelle.

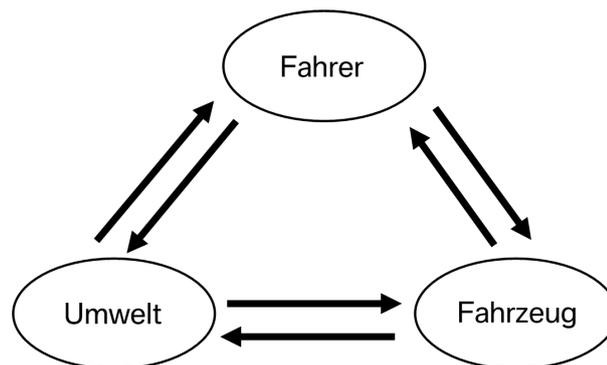


Abbildung 2.4: System Fahrer-Fahrzeug-Umwelt

Dem Fahrer stehen Größen zum Straßenverlauf, Verkehrsvorschriften und dem Verkehrsgeschehen sowie seine Kenntnisse über das Fahrzeugverhalten zur Verfügung. Mit Hilfe

dieser Eingangsgrößen hat er seine Fahraufgaben zu bewältigen. Das Fahrzeug reagiert auf die Aktionen des Fahrers mit einer von der Bauweise und Fahrzeugauslegung abhängigen Bewegung. Rückmeldung erhält der Fahrer in Form von Trägheitskräften, Bedienungskräften bzw. über den visuellen oder haptischen Sinneskanal.

Das Fahrverhalten umfasst das Gesamtverhalten dieses Fahrer-Fahrzeug-Umwelt-Regelkreises. Im Gegensatz dazu beschreibt das Fahrerverhalten die Eigenschaften des Fahrers beim Führen seines Kraftfahrzeugs (vgl. Kapitel 2.1.7) und das Fahrzeugverhalten die fahrzeugspezifischen Eigenschaften, wie das Fahrzeug auf die Befehle des Fahrers oder auf Störungen reagiert [Zomotor, 1991].

Betrachtet man die zeitlichen Zusammenhänge einer Autofahrt, so werden unterschiedliche Fahrsituationen durchfahren, die einerseits vom Fahrzeugführer über gewisse Handlungen, andererseits über die Umwelt beeinflusst werden. Der Übergang von einer Fahrsituation in eine neue Situation erfolgt entweder durch ein vom Fahrer eingeleitetes Fahrmanöver oder über die Änderung einer für die Fahrsituation relevanten Umgebungsgröße. In Abbildung 2.5 ist dieser Zusammenhang skizziert.

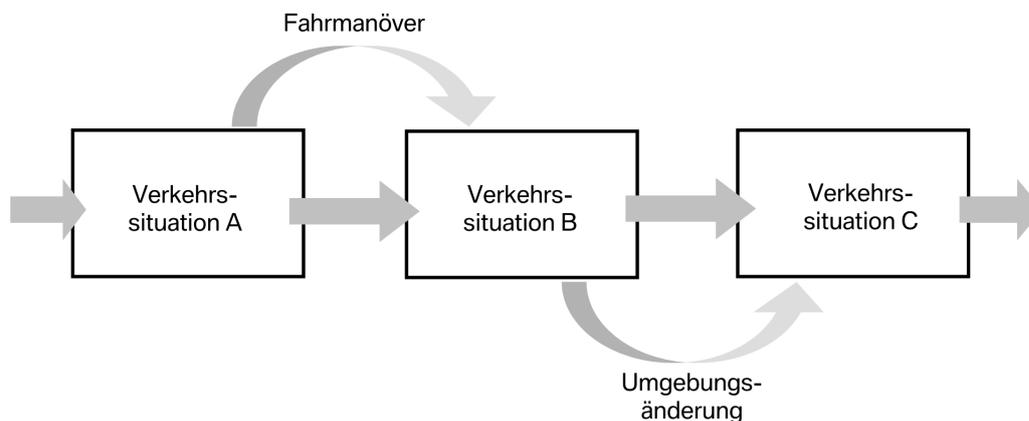


Abbildung 2.5: Zeitlicher Übergang von Verkehrssituationen

Im Folgenden soll der vom Fahrer beeinflusste Übergang von einer Verkehrssituation zu einer neuen, zukünftigen Situation genauer erläutert werden. Es folgt somit eine nähere Betrachtung der Eingriffsmöglichkeiten des Fahrers in das Verkehrsgeschehen. Da hierfür nur noch der vom Fahrer prinzipiell wahrnehmbare Ausschnitt seiner Umwelt von Bedeutung ist, wird die Verkehrssituation durch die Fahrsituation ersetzt. In dem Modell nach Abbildung 2.6 sind sämtliche relevanten Einflussgrößen und deren Zusammenhänge dargestellt.

In jeder Fahrsituation hat der Fahrer unterschiedliche, situationsabhängige Fahraufgaben zu bewältigen. Je komplexer die Fahrsituation ist, desto umfangreichere Fahraufgaben ergeben sich für den Fahrzeugführer. Der Fahrer löst diese Aufgaben durch sequenzielle oder parallele Aktionen und Aktionsfolgen. Eine durchaus wichtige und auch sehr fehleranfällige

Aufgabe ist die der richtigen Situationswahrnehmung. Viele kritische Verkehrskonstellationen und Unfälle entstehen durch eine falsche oder lückenhafte Situationswahrnehmung.

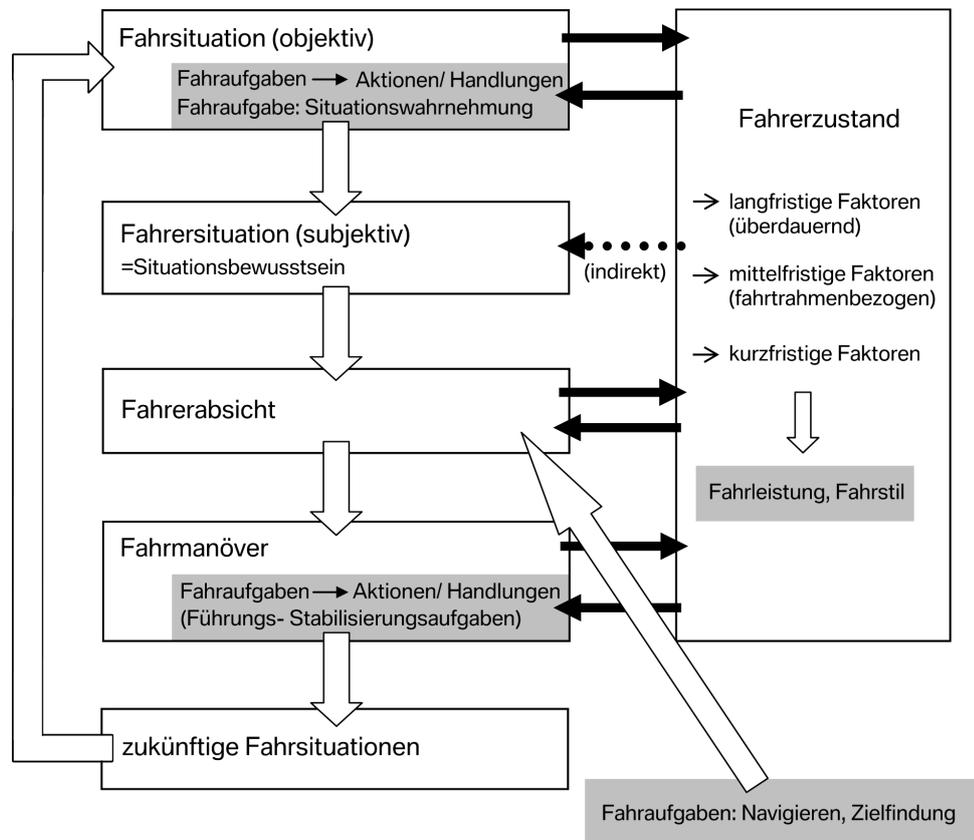


Abbildung 2.6: Wirkzusammenhang bei der Fahrzeugführung

Über die Situationswahrnehmung wird aus der objektiven Fahrsituation ein vom Fahrer subjektiv wahrgenommenes Abbild seiner Umgebung geschaffen, der sog. Fahrersituation. Im Idealfall sind Fahrsituation und Fahrersituation (Situationsbewusstsein) identisch.

Die Fahrerabsicht auf der Führungsebene setzt sich aus der übergeordneten Absicht der Zielankunft und der vom Fahrer wahrgenommenen Fahrersituation zusammen. Sie ist ein früher Indikator für das nächste Fahrmanöver und leitet dieses bereits ein. Für die Durchführung eines Fahrmanövers ergeben sich wiederum Fahraufgaben auf der Führungs- und Stabilisierungsebene, die der Fahrer durch entsprechende Handlungen umzusetzen hat. Das Fahrmanöver überführt die aktuelle Fahrsituation in eine neue Situation.

Wird die Fahrsituation falsch wahrgenommen, d.h. Fahrsituation und Fahrersituation sind nicht identisch, führt dies unter Umständen zu nicht umsetzbaren Fahrerabsichten und zu falschen Manöverinitialisierungen. In Abbildung 2.7 ist ein Beispiel für diesen Fall aufgezeichnet. Abbildung 2.7 (a) zeigt die objektiv gegebene Fahrsituation. Das Eigenfahrzeug nähert sich auf der rechten Fahrspur einem langsamer fahrenden LKW an. Auf der mitt-

leren Spur befindet sich neben dem Eigenfahrzeug ein weiterer PKW und belegt somit die Überholspur.

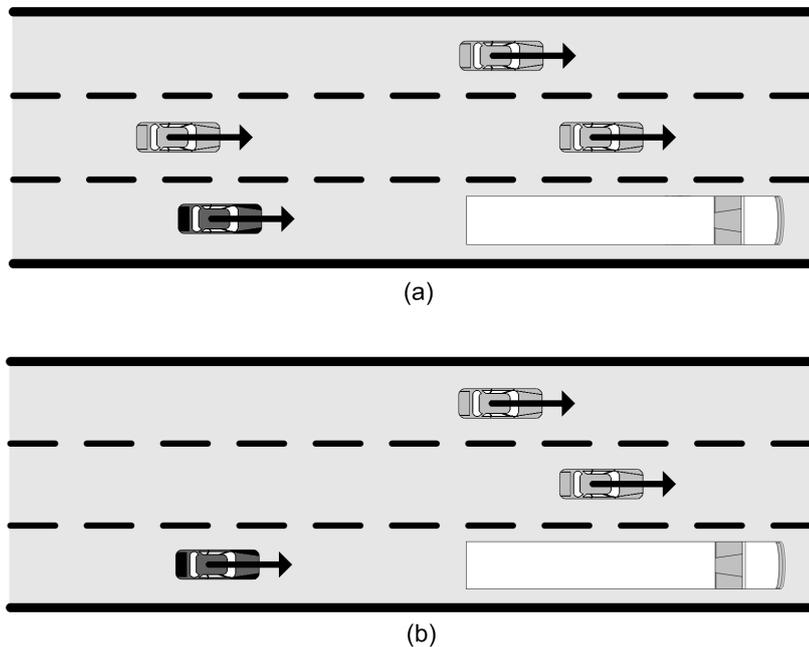


Abbildung 2.7: Fahr- und Fahrersituation (a) und Fahrersituation (b) auf dreispuriger Autobahn

In Abbildung 2.7 (b) ist die vom Fahrer wahrgenommene Situation zu sehen. Der Fahrer nimmt das neben ihm fahrende Fahrzeug nicht wahr und geht von einer freien Überholspur aus. Seine Fahrersituation stimmt folglich nicht mit der Fahr- und Fahrersituation überein. Der Fahrer entwickelt irrtümlich die Absicht den LKW zu überholen und leitet das Manöver ein. Es kommt zu einer Gefahrensituation. Hätte der Fahrer die Situation richtig erkannt, würde sich die Fahrerabsicht „Anpassung der Geschwindigkeit an das Vorderfahrzeug“ ergeben und daraus ein Bremsmanöver resultieren.

Der Fahrerzustand beeinflusst maßgeblich sowohl die Aufgabe der Situationswahrnehmung als auch die anderen Führungs- und Stabilisierungsaufgaben. So stellt die Fahrleistung ein Indikator für die Güte der Aufgabenerfüllung dar. Die Fahrleistung selbst ist wiederum abhängig von den situativen Gegebenheiten, der Fahrerabsicht und Fahrmanövern sowie den Fahrerzustandsfaktoren (siehe Kapitel 2.1.7). Der Fahrstil gibt Auskunft über die Handlungsausprägungen, d.h. über die Vorgehensweise, wie die Fahraufgaben umgesetzt werden. Ferner prägt der Fahrstil die Fahrerabsichten und damit die Manöverentscheidungen.

2.3 Fahrerassistenz und Aktive Sicherheit

In einem stets komplexer werdenden Verkehrsumfeld hat der Fahrer eine Vielzahl von Aufgaben zu bewältigen, die ihn zum Teil bis an die Grenzen seiner Leistungsfähigkeit führen. Fahrerassistenzsysteme (FAS), können den Fahrer dabei entlasten und somit verhindern, dass seine Beanspruchung über die akzeptierte Anstrengungsgrenze schreitet. Fahrerassistenzsysteme unterstützen den Fahrer in bestimmten Situationen und bei gewissen Manövern beim Erledigen der Fahraufgaben unter Berücksichtigung seiner Bedürfnisse (Fahrleistung) und Gewohnheiten (Fahrstil). Sie nehmen ihm unangenehme Aufgaben ab, gleichen fahrerspezifische Defizite aus, schützen ihn vor folgenschweren Fehlhandlungen und versuchen durch gezielte Informationen seine Fahrkompetenz zu erhöhen. Damit tragen Fahrerassistenzsysteme sowohl zur Erhöhung des Fahrkomforts als auch zur Steigerung der Leistungsfähigkeit bei, was wiederum nach Naab und Reichart [1998] positive Auswirkungen auf die Fahrsicherheit erwarten lässt (siehe Kapitel 2.3.2).

Ein wesentliches Kennzeichen von Fahrerassistenzsystemen ist, dass sie nicht autonom nach eigenen Regeln handeln. Sie stellen dem Fahrer zusätzliche Informationen zum Verkehrsgeschehen bereit bzw. unterstützen ihn bei der Durchführung bestimmter Aktionen. Der Fahrer ist und bleibt hierbei für die Handlungen verantwortlich. Der Unterstützungsumfang von Fahrerassistenzsystemen ist durch die unterschiedlichen Ausprägungsgrade der Systeme festgelegt. Daraus ergibt sich die Verantwortung, den Fahrer zu jedem Zeitpunkt über den Zustand des Systems zu informieren, damit dieser nicht in Situationen mit einer Unterstützung rechnet, in denen das System diese nicht leisten kann [Gründl, 2005]. Die Überwachung des Fahrerassistenzsystems ergibt sich als zusätzliche Aufgabe für den Fahrer. Dieser Mehraufwand fällt im Normalfall um Größenordnungen geringer aus als die durch Fahrerassistenzsysteme erzielte Entlastung des Fahrers. Haller [2001] macht dennoch darauf aufmerksam, dass Assistenzsysteme oft Fahraufgaben übernehmen, die ein geübter Fahrer unbewusst ausführt. Die Hinzunahme eines FAS darf nicht zu einer Verlagerung dieser Aktivität auf die bewusste Ebene führen. Der Kontrollaufwand würde in diesem Fall zu einer Beanspruchungsverschiebung führen und nicht zu einer Reduktion.

Auf der anderen Seite ist darauf zu achten, dass die Fahrerentlastung durch FAS nicht zu einer zu starken Absenkung der Aktivierung und somit zu einem Verlassen des optimalen Erregungsniveaus des Fahrers führt. Zimmer [2001] weist darauf hin, dass diese Tatsache besonders dann kritisch wird, wenn der Fahrer auf plötzlich auftretende komplexe Verkehrssituationen reagieren muss und zudem in dieser Situation die Unterstützung durch das Fahrerassistenzsystem wegfällt. In diesem Fall erfolgt ein unmittelbarer Übergang von einer Unterforderungssituation mit einem entsprechenden niedrigen Aktivierungsniveau zu einer Überforderungssituation mit einem extrem hohen Aktivierungsniveau. Diese Extremsituation kann durch eine gleitende Gestaltung der Übernahmesituationen vermieden werden, indem der Fahrer frühzeitig darauf aufmerksam gemacht wird und er auch während der Unterstützungsphase das Gefühl der vollständigen Verantwortung für das Fahrgeschehen behält. Mit Hilfe eines Fahrleistungsschätzers und einer Fahrstilerkennung

lassen sich Fahrerassistenzsysteme so konzipieren, dass sie den Fahrer gezielt bei den Fahraufgaben unterstützen, bei denen eine hohe Beanspruchung auftritt und der Fahrer selbst aktiv bleibt, wenn die Beanspruchung akzeptabel ist [Vollrath und Schießl, 2004]. Durch zusätzlich gezielte Koordination von Nebenaufgaben und Informationsausgaben kann der Fahrer damit auf einem optimalen Beanspruchungsniveau gehalten werden.

Neben den oben aufgeführten Eigenschaften von Fahrerassistenzsystemen müssen diese nach Naab und Reichart [1998] folgende Punkte für eine breite Kundenakzeptanz und Wertigkeit einhalten:

- Klare Rollenverteilung zwischen Fahrer und System
- Transparenz der Funktionen
- Konsistenz des Systemverhaltens
- Vorhersehbarkeit
- Beherrschbarkeit bei Ausfällen
- Zuverlässigkeit, Verfügbarkeit, Sicherheit
- Individualisierbarkeit
- Toleranz gegenüber Bedienfehlern
- Keine Überforderung durch Systemgrenzen

Um diese Eigenschaften zu erfüllen sind u. A. eine zuverlässige und genaue Umgebungserfassung sowie Informationen zur Fahrzeugbewegung notwendig. Diese Größen müssen geeignet interpretiert werden, um daraus Wissen zur Fahrsituation und Fahrersituation zum aktuellen Fahrmanöver, der Fahrerabsicht sowie dem Fahrerzustand zu extrahieren (vgl. Kapitel 2.3.3). Schließlich können hiermit gezielte Informationen an den Fahrer bzw. Aktionen des Assistenzsystems abgeleitet werden. Reichart und Hipp [2000] merken an, dass die Leistungsfähigkeit von Fahrumgebungserfassung und Situationsinterpretation den machbaren Assistenzgrad bestimmend entscheiden. Neben diesen Voraussetzungen ist die Schnittstelle zum Fahrer über ein stimmiges Anzeige-Bedien-Konzept zu realisieren.

2.3.1 Klassifikation von Fahrerassistenzsystemen

Für eine eindeutige Klassifikation von Fahrerassistenzsystemen müssen zunächst die Systeme zur Fahrerunterstützung, die in den Bereich der Fahrerassistenz fallen, abgegrenzt werden. Diese Grenzen sind in der Literatur unterschiedlich definiert.

Reichart und Hipp [2000] subsumieren alle Systeme, die den Fahrer bei Stabilisierung, Wahl und Einhaltung situationsgerechter Führungsgrößen sowie bei der Planung der Fahrmanöver behilflich sind, unter dem Begriff Fahrerassistenzsysteme. Nach dieser Definition unterstützen Fahrerassistenzsysteme den Fahrer auf allen drei Aufgabenebenen.

Auch Freymann [2004] weist darauf hin, dass Fahrerassistenzsysteme alle drei Ebenen der Fahraufgaben bedienen. Er versteht unter Fahrerassistenzsystemen sowohl sämtliche Fahrdynamik-Regelsysteme als auch Systeme zur Unterstützung bei den Führungsaufgaben bis hin zu Navigationssystemen. Freymann geht sogar noch weiter und bezeichnet Funktionen wie elektrisch aktivierte Anlasser, Bremskraftverstärker, Servolenkung oder Automatikgetriebe als „Ur-Assistenzsysteme“. Dahingegen unterscheiden Belz u. a. [2004] zwischen Fahrassistenzsystemen und Fahrerassistenzsystemen. Unter Fahrassistenzsystemen verstehen sie Fahrdynamik-Regelsysteme, die den Fahrer bei den Stabilisierungsaufgaben insbesondere in schwer beherrschbaren Grenzbereichen unterstützen. Fahrerassistenzsysteme sind nach ihrer Auffassung Systeme, die mit Hilfe externer Sensorik zusätzliche Informationen aus dem Umfeld des Fahrzeugs aufnehmen, das Fahrgeschehen analysieren und den Fahrer bei Längs- und Querverführung assistieren. Fahrerassistenzsysteme unterstützen den Fahrer damit nur bei den Führungsaufgaben. Navigationssysteme zählen sie im weitesten Sinne auch zu dieser Kategorie. Auch Wandke u. a. [2005] stellen fest, dass es immer noch nicht klar ist, wann man von einem Fahrerassistenzsystem sprechen kann. Ihrer Meinung nach liegt eine Ursache darin, dass sich FAS nur in Abhängigkeit von dem aktuellen Stand der Technik definieren lassen. So kann man den elektrisch betriebenen Anlasser als eines der ersten Assistenzsysteme bezeichnen, doch gilt dies nur für die damalige Zeit.

In dieser Arbeit werden sämtliche Systeme, die den Fahrer sowohl bei seinen Navigationsaufgaben als auch Führungs- und Stabilisierungsaufgaben unterstützen und dabei mit dem Fahrer interagieren, unter dem Begriff Fahrerassistenzsysteme zusammengefasst. Systeme zur Fahrzeugstabilisierung und damit alle Fahrdynamik-Regelsysteme auf die der Fahrer keine Eingriffsmöglichkeiten hat, beeinflussen lediglich das Fahrzeugverhalten und können somit als Eigenschaft des Fahrzeugs gesehen werden. Sie zählen nicht zur Gruppe der Fahrerassistenzsysteme. Dahingegen lassen sich Navigationssysteme eindeutig den Fahrerassistenzsystemen zuschreiben. Sie unterstützen den Fahrer bei den Navigationsaufgaben indem sie nach dessen Aktivierung Informationen über den Straßenverlauf und mögliche Fahrtrouten zur Verfügung stellen. Damit findet ein ständiger Informationsaustausch zwischen Fahrer und System statt.

Auch bei der Klassifikation von Fahrerassistenzsystemen existiert in der Fachliteratur keine einheitliche Meinung. Frank und Reichelt [2001] schlagen dazu mehrere Klassifikationsdimensionen vor. So lassen sich Fahrerassistenzsysteme sowohl nach den drei Ebenen der Fahraufgaben als auch nach dem Automatisierungsgrad, Nutzungsdauer, Konsequenzen oder Dringlichkeit einordnen. In Bezug auf den Automatisierungsgrad erfolgt eine Unterteilung von Fahrerassistenzsystemen in die Kategorien Information, Warnung und Eingriff. Die Nutzungsdauer von Fahrerassistenzsystemen variiert von selten über häufig bis permanent. Mit den Konsequenzen werden die Folgen eines Fehlers beim Einsatz eines Fahrerassistenzsystems beschrieben. Die Dringlichkeit umfasst die Zeitreserve, die der Fahrer z.B. für eine Verantwortungsübernahme vom Fahrerassistenzsystem hat. Anhand dieser Klassifikationsdimensionen lassen sich FAS nach den vorgegebenen Eigenschaften einordnen.

Auch Gründl [2005] beschreibt sehr ähnliche Dimensionen zur Klassifikation. Er klassifiziert FAS einerseits nach den Ebenen der Fahraufgaben, andererseits nach dem Grad der Unterstützung, der allerdings gleichbedeutend mit dem Automatisierungsgrad von Frank und Reichelt ist. Zu den Unterstützungs- bzw. Automatisierungsstufen Information, Warnung und Eingriff fügt Gründl noch eine vierte Stufe, die der kompletten Übernahme der Fahraufgabe, hinzu. Im Endeffekt sind der Grad der Unterstützung von Gründl bzw. der Automatisierungsgrad von Frank und Reichelt Umsetzungsvarianten d.h. Realisierungen von FAS.

Stiller [2005] stellt eine weitere Klassifikationsdimension vor, indem er Fahrerassistenzsysteme funktionsgetrieben nach autonomen Systemen, Komfortsystemen, Fahrerinformationssystemen und effizienzsteigernden Systemen klassifiziert. Während autonome Systeme aktiv und ohne Initiierung durch den Fahrer eine Teilfunktion der Fahrzeugführung selbständig bewältigen, verlangen Komfortsysteme ein Mitwirken des Fahrers beim Durchführen der Fahraufgaben. Fahrerinformationssysteme dagegen stellen dem Fahrer lediglich Informationen zur Verfügung, die er selbst in geeignete Aktionen umsetzen muss. Unter effizienzsteigernden Systemen fasst Stiller sämtliche FAS zusammen, die sich positiv auf den Verkehrsfluss auswirken. Damit vermischt Stiller in seiner funktionsgetriebenen Klassifikation Wirkung, Realisierung und Ziele von FAS.

Einen sehr umfangreichen Klassifikationsansatz stellen auch Braess und Donges [2006] vor. Es wird zwischen Informationssystemen, Warnsystemen, Systemen mit intuitiver Handlungsempfehlung, Fahrdynamik-Regelsystemen, „Partial Automation“ und „Full Automation“ unterschieden. Damit klassifizieren Braess und Donges Fahrerassistenzsysteme nach ihrer Realisierung. Informationssysteme stellen zusätzliche Informationen bereit, deren Interpretation jedoch vollständig Aufgabe des Fahrers bleibt. Warnsysteme übermitteln dem Fahrer Hinweise über erforderliche Eingriffe. Hierzu muss das System die entsprechenden Informationen interpretieren. Systeme mit intuitiver Handlungsempfehlung bewirken zusätzlich zur Warnung beim Fahrer eine intuitiv richtige Reaktion. Fahrdynamik-Regelsysteme, die in dieser Arbeit nicht den Fahrerassistenzsystemen zugeschrieben werden, sorgen für Stabilität und Steuerbarkeit des Fahrzeugs. „Partial Automation“ und „Full Automation“ beschreiben FAS, die einzelne Teilfunktionen der Fahraufgabe auf der Führungsebene übernehmen. Während bei der „Partial Automation“ die Aktivierungsentscheidung über den Fahrer erfolgt, übernimmt diese für die „Full Automation“ das System.

Andere Autoren nehmen darüber hinaus eine reine Klassifikation nach der Wirkung vor. Sie unterscheiden zwischen Sicherheit, Komfort und Effizienz. An diesen Beispielen wird bereits deutlich, dass sehr viele unterschiedliche Möglichkeiten zur Klassifizierung von Fahrerassistenzsystemen existieren. Dabei gibt es keine „richtige“ oder „falsche“ Klassifikation. Die Praktikabilität eines Klassifikationsschemas ist vielmehr abhängig vom Anwendungsfall.

In dieser Arbeit wird eine Klassifikation von Fahrerassistenzsystemen nach Unterstützungsgrad (Realisierung) und Ebenen der Fahraufgaben durchgeführt. Fahrerassistenz-

systeme lassen sich in Bezug auf den Unterstützungsgrad in informierende und agierende Systeme unterteilen. Eine Klassifizierung in diese beiden Gruppen scheint insofern sinnvoll, da informierende und agierende FAS strukturell unterschiedlich aufgebaut sind (vgl. Abbildung 2.8 und 2.9). Informierende FAS können weiter in Systeme, die durch Hinweise, Empfehlungen oder Warnungen den Fahrer unterstützen, gruppiert werden. Eine erste Klassifikation nach den drei Aufgabenebenen und den Unterstützungsgrad „informierend“ und „agierend“ zeigt Tabelle 2.2.

	Navigationsebene	Führungsebene	Stabilisierungsebene
informierende Systeme	Navigationssystem	Spurwechselassistent Night Vision	
agierende Systeme		Notbremsassistent Parkmanöverassistent	Adaptive Cruise Control (ACC)

Tabelle 2.2: Klassifikation von Fahrerassistenzsystemen

In der Tabelle sind exemplarisch einige Fahrerassistenzsysteme, ohne Anspruch auf Vollständigkeit, klassifiziert. Es sollte möglich sein, sämtliche Assistenzsysteme nach diesem Schema zu gruppieren. Die Adaptive Cruise Control (ACC) wird in der Fachliteratur zum Teil der Führungsebene zugeschrieben. Da das System „nur“ den Abstand zum Vorderfahrzeug regelt bzw. stabilisiert und die Führungsgrößen nämlich Sollabstand und Sollgeschwindigkeit der Fahrer vorgibt, wird es in dieser Arbeit auf die Stabilisierungsebene eingestuft. Auffällig sind die freien Felder von agierenden Fahrerassistenzsystemen auf der Navigationsebene und von informierenden Systemen auf der Stabilisierungsebene. Agierende Fahrerassistenzsysteme auf der Navigationsebene kommen einem autonomen Fahren gleich. Dies ist wegen der Komplexität im realen Straßenverkehr in absehbarer Zeit nicht zu bewältigen. Aufgrund der relativ großen Zeitspanne zwischen Informationsbereitstellung und notwendigem Handeln des Fahrers ist eine rein informierende Auslegung völlig ausreichend. Dagegen machen informierende Fahrerassistenzsysteme zur Unterstützung von Stabilisierungsaufgaben wegen der erforderlichen kurzen Reaktionszeiten auf dieser Ebene keinen Sinn. Im Folgenden werden informierende und agierende Fahrerassistenzsysteme sowie deren Funktionsweise kurz vorgestellt.

Informierende Fahrerassistenzsysteme

Informierende FAS übermitteln dem Fahrer (bei Bedarf) zusätzliche Informationen über spezifische Fahrsituationen, die er leicht interpretieren, bewerten und in entsprechende Handlungen umsetzen kann [Naab und Reichart, 1998]. Sie unterstützen den Fahrer damit bei seiner Fahraufgabe der Situationswahrnehmung und versuchen eine Übereinstimmung zwischen Fahrsituation und Fahrersituation (wahrgenommener Situation) zu erzeugen.

Informierende Systeme erleichtern dem Fahrer die Umgebung wahrzunehmen und geben ihm Hinweise, Warnungen oder Empfehlungen. Fahrerassistenzsysteme zur besseren Umgebungswahrnehmung ermöglichen dem Fahrer Informationen aus seinem Fahrumfeld aufzunehmen, die sonst verborgen oder nur schwer erkennbar blieben. Damit hat der Fahrer die Möglichkeit, sein Fahrverhalten und seine Handlungen an die zusätzlich gewonnenen Informationen anzupassen. Bekannte Beispiele hierfür sind NightVision, das adaptive Kurvenlicht oder die Rückfahrkamera. Hinweise und Warnungen dagegen sind bereits vom System bewertete Informationen, die den Fahrer auf einen bestimmten Sachverhalt aufmerksam machen. Eine Warnung unterscheidet sich vom Hinweis darin, dass der Aspekt der Gefahr bei unterlassener Gegenmaßnahme hervorgehoben wird. Hinweise erhält der Fahrer beispielsweise von der „Speedlimit-Info“ oder der „Überholanzeige“: Sie geben dem Fahrer Hinweise über die maximal zulässige Höchstgeschwindigkeit bzw. zukünftige Streckenabschnitte auf denen Topologie-bedingt nicht überholt werden sollte. Systeme wie der Notbremsassistent oder der Spurwechselassistent hingegen warnen den Fahrer vor bestimmten kritischen Sachverhalten. Im Fall des Notbremsassistenten ist es eine Warnung vor einem potentiellen Auffahrunfall, der Spurwechselassistent warnt den Fahrer vor Fahrzeugen im toten Winkel, die bei einem Spurwechsel übersehen wurden. Fahrerassistenzsysteme, die den Fahrer durch Empfehlungen unterstützen, erfordern einen zusätzlichen kognitiven Aufwand. Neben der Interpretation der Situation müssen aus der erkannten Situation potentielle Handlungen abgeleitet und an den Fahrer weitergegeben werden. So wird aus der Warnung des Spurwechselassistenten durch Aufschaltung eines gerichteten Lenkmoments als Rückmeldung eine Empfehlung. Das System empfiehlt dem Fahrer in seiner Spur zu bleiben. Empfehlungen geben auch Navigationssysteme, indem sie dem Fahrer eine mögliche Route zum Ziel vorschlagen oder den Fahrer auf einen Stau hinweisen und ihm gleichzeitig eine Alternativroute nahe legen. Hacker [1986] fasst den Verwendungszweck von informierenden Fahrerassistenzsystemen gut zusammen. Demzufolge können sie einerseits dazu beitragen, fehlende oder unvollständige Informationen zu ergänzen und damit ihre Nutzung erst zu ermöglichen, oder objektiv vorhandene Information so zu gestalten, dass ihre Nutzung bzw. richtige Verwendung insgesamt wahrscheinlicher wird.

In Abbildung 2.8 ist der strukturelle Aufbau von informierenden Fahrerassistenzsystemen, die den Fahrer durch Hinweise, Warnungen oder Empfehlungen unterstützen, dargestellt. Systeme zur besseren Wahrnehmung der Umgebung sind aus dieser Betrachtung ausgeschlossen. Sie erfordern keinen zusätzlichen kognitiven Aufwand.

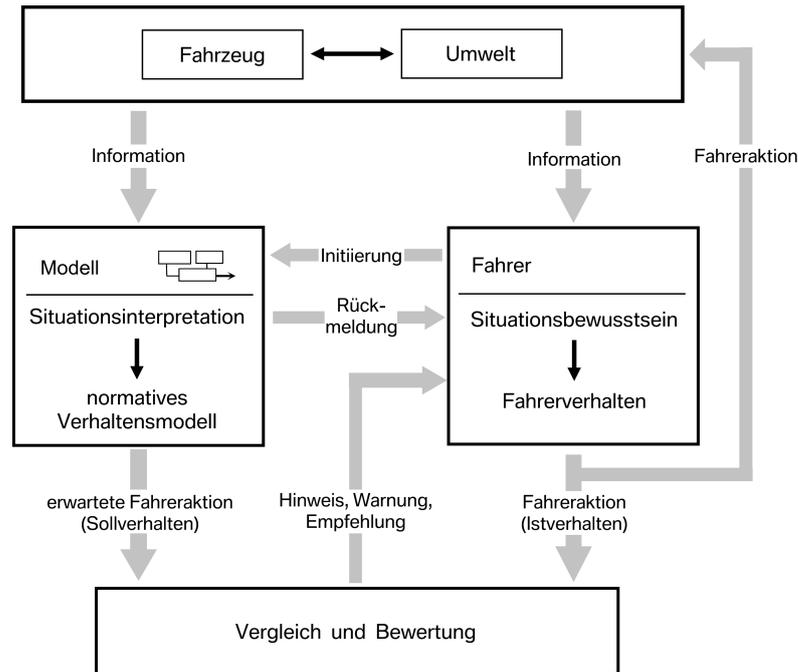


Abbildung 2.8: Struktur von informierenden Fahrerassistenzsystemen

Informierende Fahrerassistenzsysteme werden meist vom Fahrer initiiert und geben Rückmeldung über ihren aktuellen Status an den Fahrer. Das System generiert aus den Informationen zur Fahrumgebung und der Eigenbewegung mit Hilfe der Situationsinterpretation und einem normativen Verhaltensmodell die erwarteten Fahrerreaktionen, das sog. Sollverhalten. Dieses Sollverhalten wird mit der tatsächlichen Fahrerreaktion, dem Istverhalten verglichen, um daraus Hinweise, Warnungen oder Empfehlungen zu generieren und diese Informationen dem Fahrer bereitzustellen. Allein der Fahrer beeinflusst durch seine Aktionen den Zustand des Fahrzeugs und damit auch seine Umgebung.

Automatisch agierende Fahrerassistenzsysteme

Agierende FAS unterstützen den Fahrer bei der Durchführung von Handlungen, die sich aus den Fahraufgaben sowohl in der Fahrsituation als auch bei der Durchführung von Fahrmanövern ergeben. Sie werden vom Fahrer initiiert oder von dessen erkannten Absichten ausgelöst. Die Überwachung und gegebenenfalls Übernahme der Funktion bleibt Aufgabe des Fahrers [Naab und Reichart, 1998]. Es ist zu beachten, dass ein höherer Unterstützungsgrad eine größere Informationssicherheit bzw. eine genauere Kenntnis dieser Informationen voraussetzt. Agierende Fahrerassistenzsysteme greifen direkt in die Fahrzeugführung ein und müssen damit sicherheitskritischen Ansprüchen gerecht werden. Die Struktur von agierenden Fahrerassistenzsystemen ist in Abbildung 2.9 dargestellt.

Der Fahrer initiiert das System und dieses meldet den aktuellen Status an den Fahrer

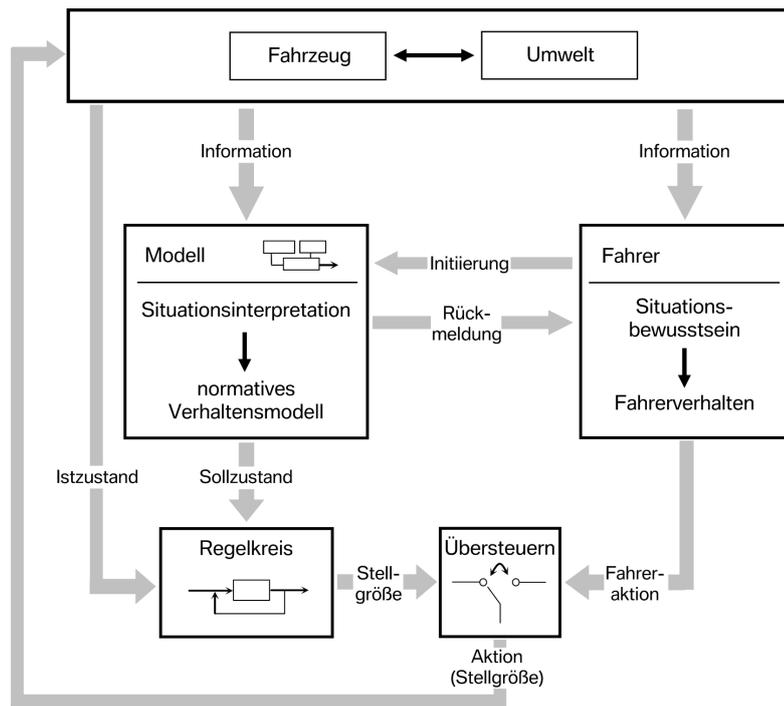


Abbildung 2.9: Struktur von agierenden Fahrerassistenzsystemen

zurück. Der Sollzustand der Stellgrößen wird ähnlich wie bei den informierenden Systemen aus den Umgebungs- und Fahrzeugdaten mit Hilfe der Situationsinterpretation und einem normativen Verhaltensmodell gewonnen. Der Istzustand wird auf den Sollzustand geregelt und dabei die notwendigen Stellgrößen bzw. Aktionen generiert. Die vom System erzeugten Aktionen haben direkte Auswirkungen auf das Fahrzeug und die Umwelt. Sie lassen sich jedoch vom Fahrer jederzeit übersteuern.

2.3.2 Fahrerassistenzsysteme und ihr Beitrag zur Aktiven Sicherheit

Das Thema „Fahrzeugsicherheit und sicheres Fahren“ ist und bleibt ein wichtiger Schwerpunkt bei der Fahrzeugentwicklung. Hierbei wird zwischen aktiver und passiver Sicherheit unterschieden. Die aktive Sicherheit deckt den Bereich ab, indem Sicherheit durch den zuverlässigen Fahrbetrieb erreicht wird. Der Begriff subsumiert somit Maßnahmen zur Vermeidung von Unfällen. Über diesen „normalen“ Fahrbetrieb hinaus gewährleisten in Unfallsituationen passive Sicherungselemente wie Knautschzone oder Sicherheitsgurt und aktive Sicherungselemente, wie z.B. Airbag, die Sicherheit. Unter passiver Sicherheit werden somit passive aber auch aktive Sicherungselemente zur Minderung bzw. Verhinderung von Personenschäden bei einem Unfall verstanden. Der Unfall selbst lässt sich durch diese Maßnahmen nicht mehr vermeiden [Bubb, 2003]. Es sei an dieser Stelle ange-

merkt, dass definitionsgemäß auch aktive Sicherungselemente wie der Airbag zur passiven Sicherheit zählen. Für die Klassifikation der Sicherheit nach aktiv und passiv ist die Wirkung des Systems relevant, nicht die Funktionsweise. Neben diesen fahrzeugtechnischen Maßnahmen können durch Bestimmungen im Straßenbau, der Verkehrstechnik oder Verkehrspädagogik weitere Verbesserungspotentiale erschlossen werden. Während auf dem Gebiet der passiven Sicherheit die Maßnahmen weitgehend erschöpft sind und verkehrstechnische Veränderungen oft mit einem hohen Kostenaufwand verbunden sind, liegt im Bereich der aktiven Sicherheit noch ein erhebliches Optimierungspotential.

Fahrerassistenzsysteme sollen nach Gründl [2005] zu einer erhöhten aktiven Sicherheit beitragen, indem sie Defizite bei der Aufnahme und Verarbeitung der relevanten Fahrinformationen beseitigen, Fehlhandlungen des Fahrers zu vermeiden helfen, die Folgen von dennoch auftretenden Fahrfehlern mildern und die Beanspruchung des Fahrers durch Über- oder Unterforderung abbauen. Die wichtigste Maßnahme zur Unfallvermeidung liegt nach Freymann [2004] sowohl in einer Verbesserung der visuellen Wahrnehmungsverhältnisse als auch in der Interpretation einer vorliegenden Verkehrssituation.

Für eine spezifischere Untersuchung des Ursachengefüges bei der Entstehung eines Unfalls und den Eingriffsmöglichkeiten von Fahrerassistenzsystemen wird der von Donges [1999] eingeführte Fehlerbaum zur Unfallentstehung herangezogen. In Abbildung 2.10 sind die obersten drei Ebenen dieses Fehlerbaums dargestellt. Für eine weitere Detaillierung sei auf Donges [1999] bzw. Braess und Donges [2006] verwiesen.

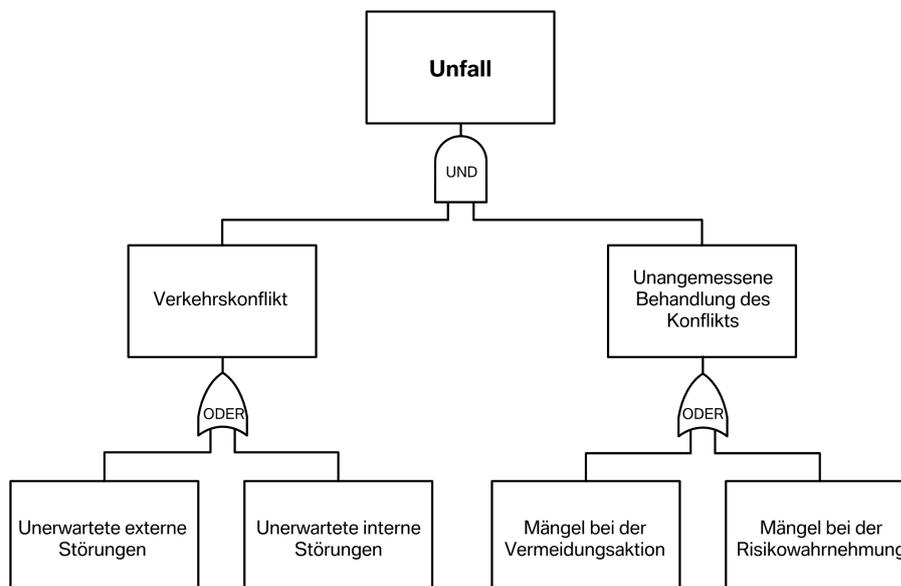


Abbildung 2.10: Fehlerbaum zur Unfallentstehung

Ein Unfall entsteht, wenn ein Verkehrskonflikt vorliegt und gleichzeitig Maßnahmen zur Lösung des Konflikts aufgrund einer unangemessenen Behandlung misslingen. Betrachtet man den linken Zweig des Baumes, so ergibt sich ein Verkehrskonflikt entweder durch eine

unerwartet externe oder interne Störung. Die unangemessene Behandlung des Konflikts ist Folge einer mangelnden Risikowahrnehmung oder falscher Vermeidungsaktionen. Die falsche Risikowahrnehmung zeichnet sich durch ein unterschiedliches tatsächlich vorhandenes Risiko (objektives Risiko) zu dem vom Fahrer wahrgenommenem Risiko (subjektives Risiko) aus. Besonders kritisch ist der Fall, wenn das Risiko objektiv höher ist als es subjektiv eingeschätzt wird. Fahrerassistenzsysteme unterstützen den Fahrer bei der Risikowahrnehmung indem sie ihm fehlende Informationen bereitstellen oder ihn auf das Nichtnutzen bzw. falsche Nutzen von vorhandenen Informationen aufmerksam machen. Darüber hinaus bieten FAS dem Fahrer auch Hilfe bei der Vermeidungsaktion selbst an. Im Folgenden wird exemplarisch der Beitrag von ausgewählten Fahrerassistenzfunktionen zur Erhöhung der aktiven Sicherheit im Fahrzeug gezeigt:

- **Adaptives Kurvenlicht:** durch gezieltes Ausleuchten des Verkehrsraums vor dem Fahrzeug wird die Sicht des Fahrers optimiert und somit die Aufnahme zusätzlicher und detaillierterer Informationen ermöglicht
- **Night Vision:** mit Hilfe einer Infrarotkamera werden dem Fahrer zusätzliche Informationen in Form „warmer“ Objekte bereitgestellt und somit die Sicht bei Dunkelheit verbessert
- **Spurwechselassistent:** unterstützt den Fahrer beim Spurwechsel durch Überwachung der Zielspur und macht ihn auf nicht bzw. falsch genutzte Informationen aufmerksam
- **Spurverlassenswarner:** warnt den Fahrer vor einem unbeabsichtigten Verlassen der Fahrspur und macht ihn damit auf das falsche Nutzen von vorhandenen Informationen aufmerksam.
- **Notbremsassistent:** warnt den Fahrer vor einem plötzlichen Bremsen des Vorderfahrzeugs bzw. Fehleinschätzung der Differenzgeschwindigkeit und macht ihn damit auf das Nichtnutzen bzw. falsche Nutzen von vorhandenen Informationen aufmerksam. Wird vom System zusätzlich die Bremsverzögerung im Falle einer vom Fahrer initiierten Notbremsung an die Fahrsituation angepasst, so erhält der Fahrer ebenfalls Unterstützung bei der Durchführung der Vermeidungsaktion.
- **Adaptive Cruise Control (ACC):** unterstützt den Fahrer bei der Längsführung, indem die Wunschgeschwindigkeit gehalten bzw. an die Geschwindigkeit des Vorderfahrzeugs angepasst wird. Durch aktives Eingreifen in die Längsführung führt das System die Vermeidungsaktion selbständig durch und trägt somit zur aktiven Sicherheit bei.

An den Beispielen wird deutlich, dass die meisten Systeme den Fahrer bei der Risikowahrnehmung unterstützen und nur wenige bei der Vermeidungsaktion selbst. Diese Tatsache ist darin begründet, dass agierende Fahrerassistenzsysteme eine Qualität, Sicherheit und Zuverlässigkeit in Bezug auf die Umfelderkennung und Situationsinterpretation erfordern, die nach dem heutigen Stand der Technik noch nicht durchgehend realisierbar ist. Es lässt

sich zusammenfassen, dass Fahrerassistenzsysteme sowohl zur Erhöhung des Fahrkomforts als auch zur Unfallvermeidung beitragen können. Voraussetzung für effektive und zuverlässige Systeme ist dabei nach Freymann [2004] der Themenkomplex der Fahrumgebungserfassung und Situationsinterpretation. An dieser Stelle soll darauf aufmerksam gemacht werden, dass natürlich nicht nur Fahrerassistenzsysteme zu einer Erhöhung der aktiven Sicherheit beitragen. Insbesondere Fahrdynamik-Regelsysteme aber beispielsweise auch die Reifenwahl mit Notlaufeigenschaften spielen hierbei eine bedeutende Rolle.

Ein wichtiger Punkt, der alle Systeme zur Erhöhung der aktiven Sicherheit betrifft, ist die Risikokompensation und Verhaltensanpassung. Der Fahrer könnte die ihm bekannte hohe aktive Sicherheit seines Fahrzeugs ausnutzen und durch eine unangemessene und riskante Fahrweise kompensieren, indem er beispielsweise mit einem geringeren Sicherheitsabstand oder erhöhter Geschwindigkeit fährt. Auch eine Nutzung der durch die Fahrerassistenzsysteme freigegebenen Ressourcen für zusätzliche Nebentätigkeiten, wie z.B. Telefonieren würde den möglichen Sicherheitsgewinn wieder erheblich reduzieren. Braess und Donges [2006] machen darauf aufmerksam, dass erst eine richtige zeitlich aufeinander abgestimmte Kombination der informierenden und agierenden Systeme ermöglicht, die Gefahr der Risikokompensation auch offensiver Fahrer auf einen kleinen Rest oder sogar zu Null zu reduzieren. Das subjektive Sicherheitsgefühl, das durch den technologischen Fortschritt sicherlich erhöht wird, darf auf keinem Fall den objektiven Sicherheitsgewinn übersteigen. Voraussetzung hierfür ist eine richtig kommunizierte Wirkungsweise der Systeme an den Fahrer. Dem Fahrer muss bewusst sein, dass ihm die alleinige Verantwortung für die Fahrzeugführung obliegt und somit kein Gefühl der „scheinbaren“ Sicherheit aufkommt, das nach Freymann [2004] zu einem Nachlassen der Anstrengung des Fahrers bei seinen Fahraufgaben führen kann.

2.3.3 Informationsbedarf von Fahrerassistenzsystemen

Für eine optimale Unterstützung des Fahrers beim Erfüllen seiner Fahraufgaben benötigt das Fahrerassistenzsystem Informationen von allen drei Komponenten des Systems Fahrer-Fahrzeug-Umwelt. Die Fahraufgaben ergeben sich aus der Fahrsituation, in der sich das System Fahrer-Fahrzeug befindet und den Fahrmanövern, die aktuell durchgeführt werden. Für eine Unterstützung des Fahrers müssen die Aufgaben dem System bekannt sein. Somit ist eine zuverlässige Erkennung der Fahrsituationen und Fahrmanöver für ein Fahrerassistenzsystem unentbehrlich.

Die richtige Situationswahrnehmung spielt eine zentrale Rolle für das fehlerfreie Führen des Fahrzeugs im Straßenverkehr. Fehler bzw. Unaufmerksamkeiten führen häufig zu kritischen Situationen oder Unfällen. Aus diesem Grund ist eine breite Unterstützung des Fahrers bei der Situationswahrnehmung besonders in komplexen Situationen wünschenswert. Für eine zielgerichtete Unterstützung muss dem System nicht nur die Fahrsituation selbst, sondern auch die Sichtweise des Fahrers auf die Situation, das sog. Situationsbewusstsein, bekannt sein. Mit Hilfe dieser Informationen ist das Assistenzsystem in der

Lage, die Fahrsituation (objektiv gegebene Situation) und die Fahrersituation (subjektiv wahrgenommene Situation) in Einklang zu bringen. Vor allem bei der Fahrersituation handelt es sich um eine schwer zu extrahierende Größe. Es muss versucht werden aus dem Fahrerverhalten, z.B. aus initiierten Manövern oder Absichtsbekundungen des Fahrers auf das Situationsbewusstsein mit einer gewissen Wahrscheinlichkeit zu schließen.

Eine fahreradaptive Unterstützung wird erst durch zusätzliche Informationen zum Fahrer selbst ermöglicht. Besonders der Fahrstil und die Fahrleistung sind hierfür von Bedeutung. Diese beiden Größen ergeben sich aus den Fahrerzustandsfaktoren (vgl. Kapitel 2.1.7). Fahrerassistenzsysteme sollten sich möglichst an den Fahrstil des Fahrers anpassen. Nur so werden sie auf breite Akzeptanz unterschiedlicher Fahrertypen stoßen. Mit Berücksichtigung der Fahrleistung können Assistenzsysteme Zustände der Über- bzw. Unterforderung des Fahrers entgegenwirken und Belastungsspitzen abbauen. Der Fahrer wird auf einem optimalen Erregungsniveau gehalten.

Assistenzsysteme benötigen somit neben Informationen zur Fahrsituation und zum Fahrmanöver zusätzliches Wissen über das Situationsbewusstsein des Fahrers sowie fahrerspezifische Eigenschaften in Form von Fahrstil und Fahrleistung.

3 Interpretation des Fahrumfelds

Dieses Kapitel stellt den aktuellen Stand der Technik zur Fahrumfeldinterpretation und Situations- bzw. Manövererkennung dar. Es wird dabei zunächst in Kapitel 3.1 auf die heute vorherrschende Architektur von Fahrerassistenzsystemen zur Erfassung und Interpretation der Fahrumgebung eingegangen. Nachteile und Schwächen dieses Verarbeitungsprozesses werden aufgezeigt. Mit in der Literatur gebräuchlichen Verfahren und Techniken zur Situations- und Manövererkennung beschäftigt sich Kapitel 3.2. Die unterschiedlichen Ansätze werden vorgestellt und bewertet.

3.1 Fahrumfeldinterpretation für Fahrerassistenzsysteme

Fahrerassistenzsysteme werden heute noch überwiegend als unabhängige Einzellösungen (sog. Insellösungen) implementiert. Sowohl die Umgebungserfassung als auch die Interpretation dieser Informationen in der Situationserkennung und die Extraktion möglicher Aktionen erfolgt dezentral und für jedes Fahrerassistenzsystem separat. In Abbildung 3.1 ist der Signalverarbeitungsprozess heutiger Fahrerassistenzsysteme aufgezeigt. Der Charakter der Insellösung von Assistenzsystemen wird hierbei deutlich.

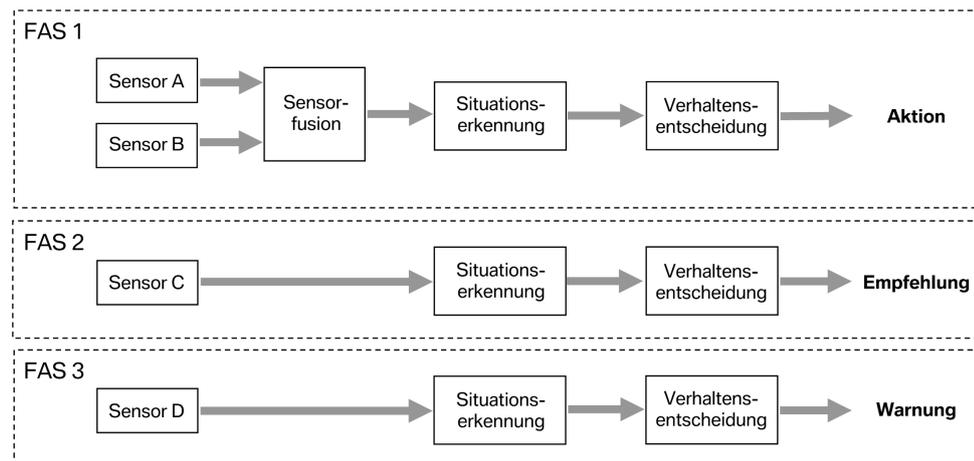


Abbildung 3.1: Signalverarbeitungsprozess von FAS

Die Informationsaufnahme erfolgt durch geeignete Sensoren. Dabei benutzt jedes System seine eigene spezifische Sensorik. Ein Informationsaustausch zwischen den Systemen findet meistens nicht statt. In komplexen Systemen mit hohen Ansprüchen an die Fahrumgebungserfassung wird durch den Einsatz von Sensorclustern versucht, die Defizite der einzelnen Sensoren auszugleichen. Eine Sensorfusion führt die unterschiedlichen Messdaten zusammen. Sie ist Voraussetzung für jedes Multi-Sensor-System. Auch für die Interpretation der gewonnenen Umgebungsinformationen in der Situationserkennung existiert keine einheitliche Lösung. Jedes Assistenzsystem führt diesen Verarbeitungsschritt separat durch. Dabei muss beachtet werden, dass die unterschiedlichen Situationsinterpretationen zu keinen Inkonsistenzen führen, indem System A eine gewisse Situation deutet, die im Widerspruch zur einer von System B erkannten Situation steht. Das gleiche Problem ergibt sich für die abschließende Verhaltensentscheidung. Die einzelnen Blöcke müssen insofern abgestimmt sein, damit die Funktionen keine im Gegensatz zueinander stehenden Empfehlungen oder Warnungen ausgeben bzw. Aktionen durchführen.

Neben den oben angesprochenen Problemen arbeiten Einzellösungen ineffizient, indem sie Informationen unabhängig voneinander, oft redundant, berechnen und dieses Wissen nicht austauschen. Mit Hilfe eines zentralen Ansatzes können diese Ressourcen eingespart und einzelne Systeme intelligenter ausgelegt werden. Des Weiterem können nur über eine zentrale Situationserkennung, und einer damit verbundenen einheitlichen Situationsrepräsentation, konsistente Entscheidungen der einzelnen Systeme garantiert werden. Spätestens bei der Entwicklung von komplexen, sicherheitsrelevanten Assistenzsystemen stößt die Architektur der unabhängigen Einzellösungen an ihre Grenzen. Ohne Ausnutzung der Synergieeffekte einer zentralen Umgebungsmodellierung sind derartige Systeme vor allem wirtschaftlich aber auch technisch schwer umsetzbar.

Der in Abbildung 3.1 dargestellte Verarbeitungsprozess ist für sämtliche agierende Fahrerassistenzsysteme, aber auch informierende Systeme die den Fahrer durch Hinweise, Warnungen oder Empfehlungen unterstützen, gültig. Fahrerassistenzsysteme, die dem Fahrer bei der Aufnahme von unbewerteten Informationen zur Verkehrsumgebung behilflich sind (z.B. NightVision), sind aus dieser Betrachtung ausgeschlossen. Für diese Art von Assistenzsystemen ist keine Fahrumfeldinterpretation notwendig (vgl. Kapitel 2.3.1).

3.2 Ansätze zur Situations- und Manövermodellierung

Bevor in diesem Kapitel verschiedene bereits existierende Ansätze zur Situations- und Manövererkennung vorgestellt werden, soll zunächst der Begriff „Situationserkennung“ definiert werden. Eco [1985] beschreibt die Situationserfassung sehr treffend als den Übergang „vom Signal zum Sinn“. Im Fall der Fahrsituationserkennung werden Informationen (Signale) aus dem Fahrumfeld und dem Eigenfahrzeug interpretiert und damit in Hinblick auf die eigenen Interessen gedeutet. Die Fachliteratur definiert die Situationserkennung

durchaus unterschiedlich. Maurer [2000] hält fest, dass die Situationserfassung die Situation hinsichtlich der Umstände analysiert, die für die Ausführung der aktuellen Aufgaben in dem jeweiligen Moment relevant sind. Diese Definition ist gut mit den in Kapitel 2.2 beschriebenen Ausführungen in Einklang zu bringen. Dabei ergeben sich die Fahraufgaben unter anderem aus der aktuellen Fahrsituation. Nach Haag [1998] beschäftigt sich die Situationsanalyse mit der Einschätzung der Situation eines handlungsfähigen Individuums unter Einbeziehung von dessen Zustand, des Zustands seiner Umgebung sowie seiner internen und externen Freiheitsgrade, die das Individuum nutzen kann, um seinen Zustand und denjenigen seiner Umwelt zu verändern. Damit berücksichtigt Haag in der Situationserkennung auch die Handlungen bzw. Handlungsmöglichkeiten der Verkehrsteilnehmer. Die Situationsanalyse nach Pellkofer [2003] arbeitet das implizit in den systemdynamischen Zuständen der Szenenobjekte vorhandene Wissen heraus, repräsentiert es explizit und macht es so einer Weiterverarbeitung durch die Verhaltensentscheidung zugänglich. Zusammenfassend lässt sich die Situationserkennung folgendermaßen beschreiben: Die Situationserkennung interpretiert die zur Durchführung der Fahraufgaben relevanten Aspekte der Fahrumgebung, erzeugt ein ganzheitliches Abbild der Umwelt und macht diese Informationen für eine Weiterverarbeitung in der jeweiligen Funktion zugänglich. Dafür existieren unterschiedlichste Verfahren und Ansätze, die in den nachfolgenden Abschnitten erläutert werden.

3.2.1 Regelbasierte Verfahren

Nigro u. a. [2002] beschreibt ein regelbasiertes Verfahren, das es erlaubt, die aktuellen Fahrmanöver (und nicht wie der Titel vermuten lässt die Fahrsituationen) zu bestimmen. Die Ergebnisse der Arbeit basieren auf simulierten Daten. Das System soll aber so konzipiert sein, dass es in Zukunft auch mit realen Messdaten aus einem Versuchsfahrzeug umgehen kann. Die Ungenauigkeit der Messwerte und die Unsicherheit der Manövererkennung werden mit Hilfe eines fuzzy-ähnlichen Ansatzes modelliert.

Es wird dabei angenommen, dass sowohl die Menge aller möglichen Manöver als auch eine detaillierte Beschreibung jedes einzelnen Manövers bekannt ist. Nigro führt als Beispiel das Überholmanöver an. Dieses Manöver besteht aus einem Spurwechsel auf die linke Spur, dem Vorbeifahren am langsameren Fahrzeug und schließlich wieder der Spurwechsel zurück auf die rechte Spur. Ein Manöver setzt sich somit aus einer geordneten Folge von Zuständen s_i zusammen (vgl. Tabelle 3.1).

Die Menge aller möglichen Manöver M besteht in diesem Fall aus drei Manövern: M_1 , M_2 und M_3 . Das Manöver M_1 beschreibt den kompletten Überholvorgang, M_2 einen abgebrochenen Überholvorgang, in dem das Eigenfahrzeug am Zielfahrzeug vorbeifährt allerdings dann nicht mehr auf die rechte Spur zurückwechselt und M_3 ein Manöver, in dem die Spur gewechselt wird, das Eigenfahrzeug aber hinter dem Zielfahrzeug weiterfährt. In diesem Fall ist $M = \{M_1, M_2, M_3\}$. Ein Manöver gilt für Nigro als sicher erkannt, wenn der letzte Manöverzustand erreicht ist. Für die Erkennung des Manövers müssen die einzelnen Zu-

Manöver M_1	
s_1	Warten auf Überholen
s_2	Beginn des Spurwechsels
s_3	Überfahren der Spurmarkierung
s_4	Ende des Spurwechsels
s_5	Vorbeifahren
s_6	Ende Vorbeifahren
s_7	Beginn des Spurwechsels
s_8	Überfahren der Spurmarkierung
s_9	Ende des Spurwechsels

Tabelle 3.1: Zustandsfolge für Überholmanöver

stände extrahiert werden, die ein Manöver kennzeichnen. Die Zustände sind mit Hilfe von Übergangsbedingungen miteinander verbunden. In Tabelle 3.2 ist die Übergangsbedingung C_{56} von dem Zustand „Vorbeifahrt“ auf den Zustand „Ende Vorbeifahrt“ dargestellt. EF steht dabei für Eigenfahrzeug und ZF für Zielfahrzeug.

Regel Transition „Ende Vorbeifahrt“
EF auf der linken Spur und ZF auf der rechten Spur ZF hinter EF
dann
Transition „Ende Vorbeifahrt“

Tabelle 3.2: Übergangsbedingung (Transition)

Das System gelangt von einem in den nächsten Zustand indem die korrespondierende Übergangsbedingung erfüllt ist. Sobald eine manöverspezifische Zustandsfolge erkannt wird, kann auf dieses Manöver geschlossen werden.

Das gesamte System besteht aus zwei Teilsystemen. Im „Driving Situation ReCognition“ Block werden über zwei Regeln einerseits die möglichen Übergangsbedingungen C_{ij} (vgl. z.B. Tabelle 3.2) geprüft, andererseits die erkannte Übergangsbedingung mit dem aktuellen Zustand s_i verbunden. Ist eine derartige Verbindung plausibel, springt das System vom aktuellen Zustand s_i in den neuen Zustand s_j . In Tabelle 3.3 ist die Regel für einen Zustandsübergang generisch aufgezeigt.

Der zweite Block, das sog. „Intelligent Driver Recognition with Expert System“, vergleicht die erkannte Zustandsfolge mit den a priori bekannten manövertypischen Zustandsmodellen. Stimmt die erkannte mit der modellierten Zustandsfolge überein, wird auf das entsprechende Manöver geschlossen.

Die Berechnung der Übergangsbedingungen und der aktuellen Zustände erfolgt aus Messgrößen vom Fahrzeug und der Umwelt. Da das System logische Eingangsgrößen erwartet,

Regel für Zustandsübergänge	
Wenn	Zustand s_i und s_j verbunden sind s_i bereits erreicht ist C_{ij} ist wahr
dann	wird Zustand s_i verlassen und Zustand s_j erreicht

Tabelle 3.3: Generischer Zustandsübergang

müssen die numerischen Messwerte zunächst transformiert werden. So lässt sich z.B. die Eigengeschwindigkeit einer der drei Gruppen „langsam, mittel, schnell“ zuordnen. Diese Zuordnung erfolgt unscharf anhand einer mit Expertenwissen modellierten „belief function“ und spiegelt das Vertrauen in den logischen Wert wider. Abbildung 3.2 stellt eine unscharfe Verknüpfung zwischen dem Geschwindigkeitswert und den Gruppen „langsam“ und „mittel“ dar.

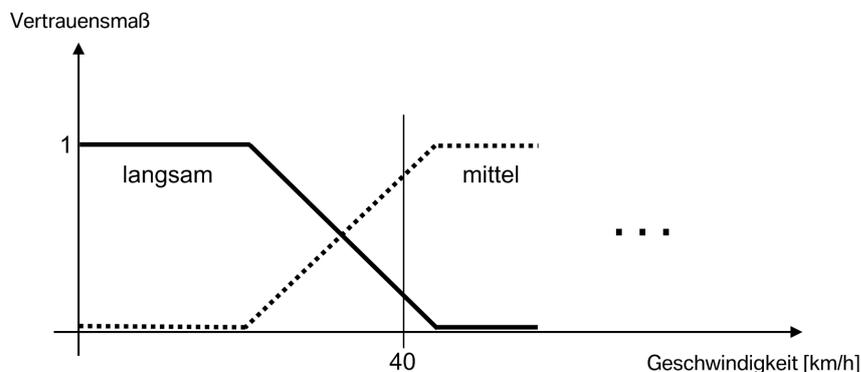


Abbildung 3.2: „Belief function“ zur unscharfen Zuordnung

Der Geschwindigkeitswert 40 km/h wird in diesem Beispiel der Gruppe „langsame Geschwindigkeit“ mit einem Vertrauen von 0.2 und der Gruppe „mittlere Geschwindigkeit“ mit einem Vertrauen von 0.8 zugeordnet. Die Übergangsbedingungen werden aus den Verknüpfungen der logischen, unscharfen Eingangsgrößen gewonnen. Es entstehen wiederum unscharfe Aussagen. Im nächsten Schritt wird die Unschärfe der Übergangsbedingungen auf die Zustände propagiert. Das Vertrauen an den aktuellen Zustand und das Vertrauen an die Übergangsbedingung bestimmt das Vertrauen in den neuen Zustand. Im letzten Schritt wird die Unschärfe der einzelnen Zustände aus denen sich ein Manöver zusammensetzt verknüpft und daraus eine Manöverunschärfe bestimmt. Es steht somit ein Vertrauens- bzw. Qualitätsmaß zur Verfügung. Getestet wird das System am Beispiel des Überholmanövers. Die Qualität der Ergebnisse behandelt der Autor leider nicht. Ein Manöver gilt erst als erkannt, wenn der letzte Manöverzustand erreicht und erfasst wurde. Das bedeutet, dass die Informationen zu einem Manöver erst vorliegen, wenn das Manöver schon fast beendet ist. Es stellt sich die Frage, wie sinnvoll diese Art von Information speziell für Fahrerassistenzsysteme sein kann.

Auch in der Arbeit von Vollrath u. a. [2005] wird ein regelbasierter Ansatz zur Erkennung von Fahrmanövern gewählt. Die ähnlich zu Nigro u. a. [2002] erstellten Regeln werden in einem deterministischen Automaten zusammengefasst. Vollrath definiert 22 Aktionen, wie z.B. „Losfahren“. Die im Fahrzeug aufgezeichneten Messdaten werden im ersten Schritt zu diesen Aktionen gruppiert. Im zweiten Schritt werden die erkannten Aktionen im Automaten mit Hilfe der definierten Regeln fusioniert und das entsprechende Fahrmanöver bestimmt. Die Ergebnisse dienen zur Ermittlung der manöverabhängigen Fahrerbelastung.

3.2.2 Wahrscheinlichkeitsbasierte Verfahren

Die Arbeiten von Dagli und Reichardt [2002] und Dagli u. a. [2002] behandeln einen wahrscheinlichkeitsbasierten Ansatz zur Erkennung von Aktionen (Fahrmanövern) mit Hilfe probabilistischer Netze. Aus Fahrermodellen und experimentellen Untersuchungen wird das Fahrverhalten extrahiert und dieses Wissen mit einem probabilistischen Netz modelliert, in welches sowohl die Ungenauigkeit der Modelle als auch der Sensorinformationen einfließen kann. Das System basiert hauptsächlich auf Motivationen und Zielen der Verkehrsteilnehmer und ermöglicht somit eine bereits sehr frühe Erkennung von möglichen Aktionen. Die Idee, welche hinter diesem Ansatz steckt, ist, dass Motivationen und Ziele das Fahrverhalten stark beeinflussen.

Das Verfahren wird am Beispiel des Manövers „Spurwechsel“ eines Fremdfahrzeugs auf die eigene Fahrspur, das sog. „Einscheren“, näher erläutert. Das Erkennen von Einscherern erfolgt anhand eines probabilistischen Netzes, das sowohl die Modellierung von kausalen als auch zeitlichen Zusammenhängen ermöglicht. Das gesamte Netz besteht aus fünf Teilnetzen. In Abbildung 3.3 ist ein exemplarischer Ausschnitt dieses Netzes dargestellt.

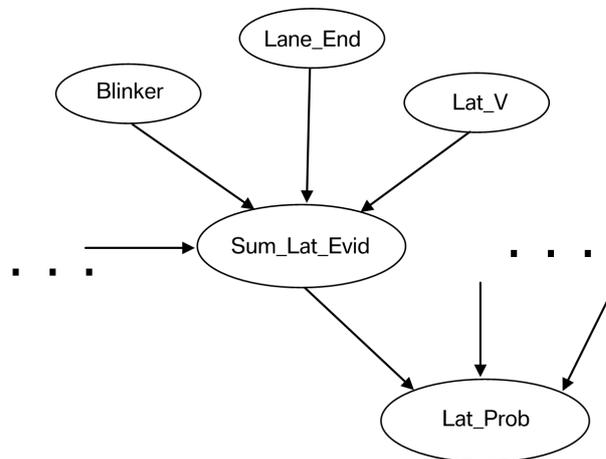


Abbildung 3.3: Ausschnitt aus probabilistischem Netz nach Dagli u. a. [2002]

Dieses Teilnetz setzt sich aus Indikatoren für einen möglichen Spurwechsel zusammen. Dabei wird das Blinkersignal (Blinker), die Quergeschwindigkeit (Lat_V) und Informationen

zur Fahrspur beispielsweise Ende der Fahrspur (Lane_End) berücksichtigt. Der Knoten „Sum_Lat_Evid“ fasst diese Merkmale zusammen. Weitere Aspekte wie die Anpassung der Geschwindigkeit an die auf der Zielspur gefahrene Geschwindigkeit oder das Vorhandensein einer Lücke, in die eingeschert werden kann, aber auch Eigenschaften auf der Nachbarspur, z.B. starker Druck von hinten durch nahes Auffahren, werden in den anderen Teilen des Netzes berücksichtigt. Der Ergebnisknoten „Lat_Prob“ des Netzes basiert auf sämtlichen Eingangsgrößen und spiegelt die Wahrscheinlichkeit für das Einscheren eines Fahrzeugs auf die Eigenspur wider.

Das System wird in einem Simulator getestet und damit laut Dagli u. a. [2002] die Verwendbarkeit für zukünftige Fahrerassistenzsysteme bewiesen. So ist eine Erkennung von Einscherer mit einer Wahrscheinlichkeit von 0,8 bereits 1,5 s vor dem eigentlichen Spurwechsel möglich. Vor allem die Prädiktion der „Time to Contact“ (TTC) und der Zeitlücke zu den anderen Fahrzeugen sowohl auf der eigenen Spur als auch auf den Nachbarspuren ermöglicht diese sehr frühe Erkennung. In einer weiteren Ausbaustufe soll das Netz durch geeignete Lernverfahren an den Fahrertyp und die Verkehrslage adaptierbar werden.

3.2.3 Wissensbasierte Verfahren

Die Verkehrssituation wird in der Arbeit von Mock-Hecker [1994] primär auf die Gefährdungen des eigenen Fahrzeugs hin analysiert. Dafür entwickelt er eine Methodik, die das Verhalten und die taktischen Pläne der Verkehrsteilnehmer zur Situationserkennung analysiert. Mock-Hecker hält fest, dass eine kritische Verkehrssituation nur mit ausreichendem Wissen über das wahrscheinliche Verhalten der Verkehrsteilnehmer, d.h. die Möglichkeit Hypothesen über deren Absicht zu erstellen, mit einer annehmbar hohen Wahrscheinlichkeit korrekt bestimmt werden kann. Charakteristisch für den in der Arbeit vorgestellten Ansatz ist die Verwendung von Modellen mit unterschiedlichem Abstraktionsgrad. So benutzt Mock-Hecker ein Verhaltensmodell zur qualitativen Beschreibung in der Verkehrswelt üblicher Pläne und ein Bewegungsmodell zur quantitativen Herleitung der Bewegungsabläufe für die Erfüllung eines Plans. Verhaltens- und Bewegungsmodell beschreiben das Fahrmanöver bzw. die Aktionen der Verkehrsteilnehmer mit unterschiedlicher Auflösung und unterschiedlichem Zeithorizont.

Im Verhaltensmodell werden prototypische Beschreibungen der Fahrmanöver definiert. Die Erkennung der Pläne erfolgt durch Vergleich der realen Aktionsfolgen mit den im Verhaltensmodell hinterlegten Aktionssequenzen. Es findet eine Interpretation der durchgeführten Aktionsfolgen statt. Die benötigten Aktionen müssen hierfür zunächst aus den physikalischen Messgrößen gewonnen werden. In Abbildung 3.4 ist dieser Signalverarbeitungsprozess von den physikalischen Größen bis zu den taktischen Plänen skizziert. Das Verhaltensmodell ermöglicht somit die aktuelle Aktion im Kontext der bereits ausgeführten Aktionen und den Aktionen bzw. Plänen weiterer Verkehrsteilnehmer zu interpretieren. Neben der Planerkennung und Konfliktanalyse kann das Verhaltensmodell auch zur Aktionsplanung (für Systeme die autonom in die Fahrzeugführung eingreifen) benutzt

werden.

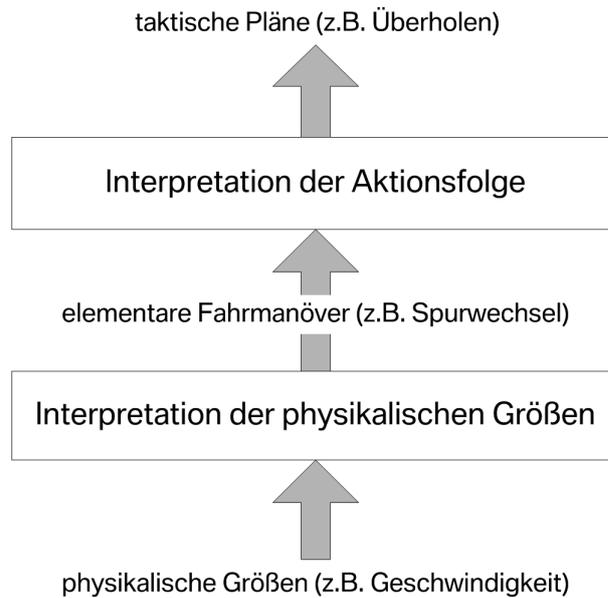


Abbildung 3.4: Ablauf der Planerkennung [Mock-Hecker, 1994]

Für die Erkennung kritischer Situationen (Verkehrskonflikte) muss neben den Plänen der einzelnen Verkehrsteilnehmer auch Wissen über die quantitativen Bewegungsgrößen, d.h. die Art und Weise wie ein Plan realisiert wird, verfügbar sein. Dabei sind vor allem die Aktionsdauer T_d und die bei Ausführung einer Aktion zurückgelegte Wegstrecke $s(t)$ von Bedeutung. In die Berechnung dieser Größen fließen die Zeitverläufe der Geschwindigkeit $v(t)$ und Beschleunigung $a(t)$ ein. Der Kenngrößenvektor $x(t)$ fasst diese notwendigen Variablen zusammen.

$$x(t) = [s(t), v(t), a(t)] \quad (3.1)$$

Aktionsabhängig wird dieser Vektor um zusätzliche Elemente (z.B. für die Querführung) erweitert. Die Methoden, welche zur Berechnung des Kenngrößenvektors $x(t)$ und der Aktionsdauer T_d verwendet werden, definieren das Bewegungsmodell. Dabei ist zu beachten, dass das Fahrverhalten bei der Durchführung des gleichen Fahrmanövers stark variieren kann. Aus diesem Grund muss die gewählte Methodik mit einer gewissen Unsicherheit der Parameterwerte des Bewegungsmodells umgehen können. Mock-Hecker schlägt vor, die einzelnen Größen durch Intervalle zu repräsentieren. Es ergibt sich eine unscharfe Beschreibung des Bewegungsablaufs. Bei richtiger Wahl der Parameter stellt diese Beschreibung einen unscharfen Prototypen des Fahrmanövers dar. Die Unschärfe reduziert sich, wenn Parameter- und Anfangswerte gemessen vorliegen.

Aus den Plänen der Verkehrsteilnehmer kann mit Hilfe der beiden beschriebenen Modelle schließlich auf das Vorhandensein kritischer Verkehrssituationen geschlossen werden. Ein

wahrscheinlicher Bewegungsablauf leitet sich dabei aus den vermuteten Plänen ab. Das Verhaltensmodell zerlegt die Pläne in Aktionssequenzen und das Bewegungsmodell dient dazu, aus den Aktionssequenzen den genauen physikalischen Bewegungsablauf zu extrahieren. Die Situation lässt sich mit Hilfe dieser Trajektorien bestimmen. Die Pläne des eigenen Fahrers und anderer Verkehrsteilnehmer werden hierfür paarweise auf Konflikte hin untersucht. Die Konflikterkennung erfolgt in zwei Schritten. Im ersten Schritt wird eine qualitative Konflikterkennung anhand der vermuteten Pläne durchgeführt, im zweiten Schritt werden nur die Pläne quantitativ untersucht, zwischen denen eine potentielle qualitative Konflikte besteht. Abbildung 3.5 skizziert die Verarbeitungskette von den Planhypothesen bis zur zeitlichen und räumlichen Konfliktbeschreibung.

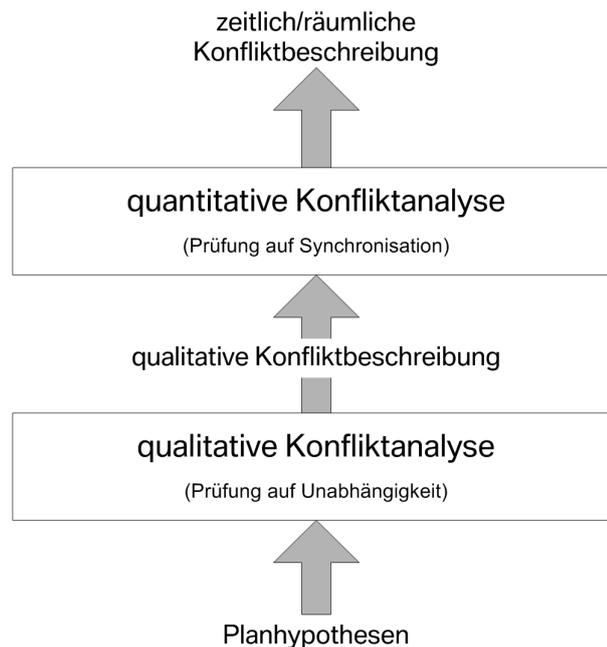


Abbildung 3.5: Erkennung kritischer Verkehrssituationen (Plankonflikte) [Mock-Hecker, 1994]

Qualitative Konfliktanalyse:

Die erste Stufe der Erkennung kritischer Verkehrssituationen erfolgt rein qualitativ. Mit Hilfe der qualitativen Planbeschreibung wird geprüft, ob die Möglichkeit eines Konflikts zwischen den vermuteten Plänen der Verkehrsteilnehmer besteht und akzentuiert damit nur mögliche Konfliktpunkte in den Plänen. Die Existenz eines „qualitativen“ Konflikts ist in diesem Sinne eine notwendige, aber keine hinreichende Bedingung für das Vorhandensein eines „realen“ Konflikts. Konfliktfreie und unabhängig voneinander ausführbare Pläne können somit bereits in einer frühen Phase aussortiert werden. Im nächsten Schritt müssen nur die Pläne aufwändig quantitativ untersucht werden, die gemeinsame Ressourcen erfordern. Die Anzahl der Plankombinationen bei denen eine rechenaufwendige Analyse der zeitlichen und räumlichen Anordnungen durchzuführen ist, kann durch das Zwei-Stufen Modell erheblich verringert werden.

Quantitative Konfliktanalyse:

Ergebnis der qualitativen Konfliktanalyse ist eine Liste potentieller Konflikte, die dazu verwendet wird, die quantitative Konfliktanalyse zu steuern. Die Erschließung der zeitlichen und räumlichen Anordnungen erfolgt über ein Bewegungsmodell. Das Bewegungsmodell stellt Wissen über die Dynamik der elementaren Bewegungsabläufe bereit und ermöglicht dadurch dem System, aus der qualitativen Konfliktbeschreibung zeitliche und räumliche Faktoren abzuleiten. Konflikte zwischen den Plänen der Verkehrsteilnehmer liegen vor, wenn sowohl zeitliche als auch räumliche Überschneidungen auftreten.

Es werden demnach vom System Bewegungsabläufe der Gesamttaktion aus der symbolischen Planbeschreibung des Verhaltensmodells und den Elementaraktionen zugeordneten Bewegungsmodellen näherungsweise rekonstruiert. Ergebnis der Konfliktanalyse sind Hinweise auf potentiell gefährliche Interaktionen zwischen den Plänen der Verkehrsteilnehmer, die sich aus zeitlichen und räumlichen Überschneidungen ergeben, den sog. kritischen Verkehrssituationen. Dieses von Mock-Hecker [1994] vorgestellte wissensbasierte Verfahren zur Erkennung von Verkehrssituationen wurde leider nicht an realen Messdaten sondern nur in einer Simulatorumgebung getestet.

3.2.4 Iterative Verfahren

Pellkofer [2003] stellt in seiner Arbeit einen iterativen Ansatz zur Situationsanalyse vor. Die Informationen einer vorliegenden Verkehrsszene werden dabei analysiert, explizit repräsentiert und einer autonomen Verhaltensentscheidung zugänglich gemacht. Ergebnisse der Situationsanalyse sind situationsbeschreibende Aussagen. Eine Situation setzt sich nach Pellkofer aus mehreren Situationsaspekten zusammen. Der Situationsaspekt repräsentiert damit einen Teilaspekt der aktuellen Situation. Prinzipiell erlaubt dieser Ansatz eine Situation beliebig detailliert zu analysieren. Dies würde allerdings zu einem starken Anwachsen des Rechenaufwands führen, weshalb nur die von der Verhaltensentscheidung benötigten Situationsaspekte berechnet werden sollen. Der notwendige Detaillierungsgrad einer Situationsbeschreibung ist von den Fähigkeiten abhängig, die dem autonom agierenden System zur Verfügung stehen. Für eine Vorauswahl von situationsgerechten Fähigkeiten benötigt die Verhaltensentscheidung eine Situationsbeschreibung als Entscheidungsgrundlage. Es entsteht damit ein iterativer Prozess zwischen der Situationsanalyse und der Verhaltensentscheidung. Mit zunehmender Anzahl von Iterationsschritten wird die Situationsmodellierung stets detaillierter. Das iterative Vorgehen stellt sicher, dass nur die Situationsaspekte detailliert analysiert werden, die auch für die Verhaltensentscheidung von Bedeutung sind.

Bei den Situationsaspekten handelt es sich angelehnt an die Fuzzy-Theorie um linguistische Variablen mit unscharfen Werten. Die linguistischen Werte erlauben nicht nur eine Situationsaussage der Art „Situationsaspekt A trifft zu/ trifft nicht zu“, sondern es kann nach Erfüllungsgrad (d.h. wie „gut“ ein Situationsaspekt zutrifft) differenziert werden.

Die Situationsanalyse hängt von unterschiedlich vielen Objekten in der Szene ab. Die Anzahl der Objekte, auf die bei der Berechnung des Situationsaspekts referenziert werden muss, bestimmt die Objektbezogenheit eines Situationsaspekts. Situationsaspekte mit Objektbezogenheit 0-ten Grades sind Aussagen, die keinem physikalischen Objekt zugeordnet werden können. Beispiele hierfür sind die aktuellen Wetterbedingungen oder die Verkehrsregeln. Situationsbeschreibende Aussagen über ein Objekt, die von keinem weiteren Objekt abhängen, werden zu einer Untermenge von Situationsaspekten mit Objektbezogenheit 1-ten Grades gruppiert. Diese Aussagen beschreiben nach Pellkofer also keine Beziehungen zwischen Objekten. Als Beispiele gibt er die Nummerierung der Fahrspuren an oder die Spurzugehörigkeit eines Fahrzeugs. Das zweite Beispiel ist dabei kritisch zu betrachten, da mit der Spurzugehörigkeit eine Beziehung zwischen dem Fahrzeug und den Fahrspuren hergestellt wird und somit vielmehr der Situationsgruppe mit Objektbezogenheit 2-ten Grades zugeordnet werden müsste. Diese Gruppe fasst sämtliche Situationsaspekte zusammen, die Beziehungen zwischen zwei Objekten beschreiben. Neben dem Zuordnungsobjekt muss hier ein Referenzobjekt angegeben werden. Es entstehen Aussagen der Art: Das Objekt Fahrzeug 1 hat bezüglich des Situationsaspekts Relativgeschwindigkeit zu Fahrzeug 2 die Eigenschaft schneller.

Die genaue Vorgehensweise des iterativen Verfahrens zur Situationsanalyse verdeutlicht ein abschließendes Beispiel. Im ersten Iterationsschritt werden Situationsaspekte 0-ten und 1-ten Grades für jedes Objekt in der Szene bestimmt. Damit sind nach dem ersten Schritt die Spuren nummeriert und die Spurzugehörigkeit jedes Fahrzeugs bekannt. Die Verhaltensentscheidung antwortet auf diese erste Situationsbeschreibung mit einer situationsgerechten Auswahl von Fähigkeiten. Da nach dem ersten Iterationsschritt noch sehr wenig Situationsaspekte ausgewertet sind (vgl. Abbildung 3.6(a)), werden mögliche Konflikte noch nicht erkannt. Die Verhaltensentscheidung beschließt deshalb für jedes Fahrzeug als Wunschaktion „Spurfolgen“. Die Situationsanalyse hat in den folgenden Schritten die Aufgabe, mögliche Konflikte, die sich aus den Ausführungen der Fähigkeiten ergeben würden, zu erkennen. Nach dem zweiten Iterationsschritt ist bekannt, dass sich zwei Fahrzeuge auf der mittleren Spur befinden und das zurückliegende Fahrzeug eine höhere Geschwindigkeit besitzt als das Vorfahrende (Abbildung 3.6(b)). Die Fahrzeuge in den anderen Fahrspuren haben keine Fahrzeuge vor sich. Diese neuen Situationsinformationen werden wiederum der Verhaltensentscheidung zur Verfügung gestellt. Diese schlägt aufgrund der veränderten Informationslage für das auf Spur 1 nachfolgend fahrende Fahrzeug als Aktion einen „Spurwechsel nach links vor“. Im nächsten Schritt untersucht die Situationsanalyse diese neue mögliche Aktion auf Konflikte. Die Iteration bricht ab, sobald die Verhaltensentscheidung keine neue Aktion eines Fahrzeugs vorschlägt. In diesem Fall ist die Situation für die Verhaltensentscheidung ausreichend detailliert beschrieben.

Das von Pellkofer [2003] vorgestellte Verfahren ermöglicht eine Verhaltensentscheidung für autonome Fahrzeuge. Die Situationsanalyse ist hierfür ein wichtiger Bestandteil.

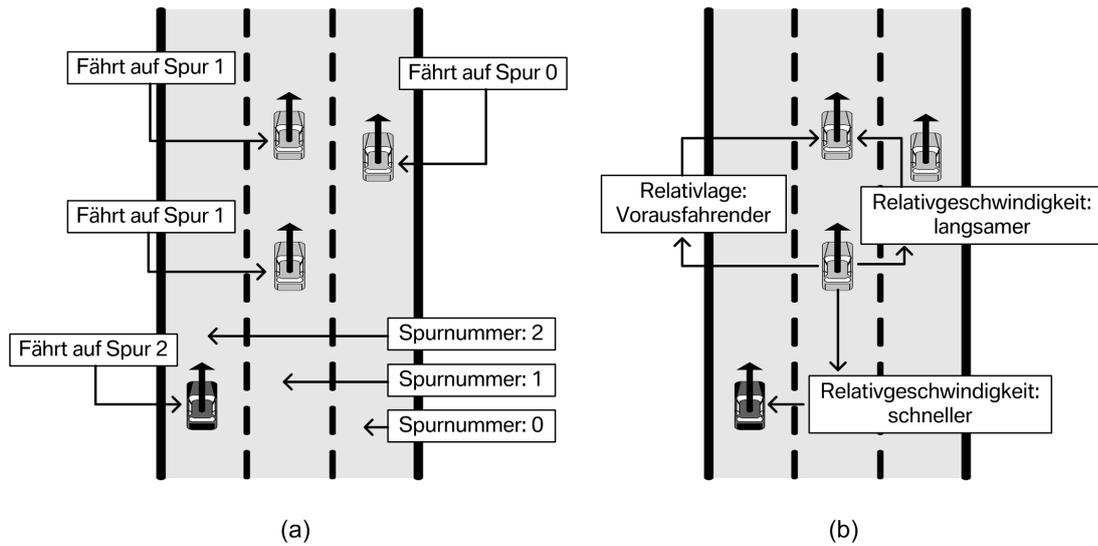


Abbildung 3.6: Situationsaspekte nach (a) erster Iteration und (b) zweiter Iteration

3.2.5 Vergleich und Bewertung der Ansätze

Die oben vorgestellten Ansätze zur Situations- bzw. Manövererkennung basieren auf durchaus unterschiedlichen Methoden. Nigro u. a. [2002] definieren in ihrem regelbasierten Verfahren ein Manöver über feste Zustandsfolgen und Übergangsbedingungen. Dieses Modell wird mit den durchfahrenen Zuständen verglichen und bei Übereinstimmung auf das entsprechende Manöver geschlossen. Dagli und Reichardt [2002] und Dagli u. a. [2002] hingegen wählen einen wahrscheinlichkeitsbasierten Ansatz und versuchen Manöver über die möglichen Motivationen und Ziele der Verkehrsteilnehmer bereits in einer frühen Phase zu erkennen. Das von Mock-Hecker [1994] entwickelte wissensbasierte Verfahren zielt primär auf die Erkennung von Gefahrensituationen, sog. Plankonflikte ab. Dabei werden aus den physikalischen Messgrößen zunächst mögliche Pläne entworfen und schließlich die Pläne der unterschiedlichen Verkehrsteilnehmer auf Konflikte hin untersucht. Das iterative Verfahren von Pellkofer [2003] stellt sicher, dass nur das für eine nachgeschaltet Verhaltensentscheidung notwendige Situationswissen extrahiert wird, indem iterativ die Blöcke der Situationserkennung und einer darauf basierenden Verhaltensentscheidung abgearbeitet werden.

Die Gemeinsamkeit aller Ansätze liegt darin, dass sie versuchen mit unsicheren Informationen und Wissen umzugehen. Während sich Nigro und Pellkofer der Fuzzy-Theorie bedienen, wählt Dagli einen probabilistischen Ansatz zur Modellierung von Unsicherheiten. Mock-Hecker repräsentiert Unsicherheiten durch die Wahl von Intervallen für die einzelnen Größen und erzeugt damit eine unscharfe Beschreibung. Dabei berücksichtigen fast alle Autoren lediglich die Unsicherheit, die durch die subjektive Situationswahrnehmung bzw. Manöverdurchführung des Fahrers in das Modell einfließt. Die Ungenauigkeit der Sensoren und die damit verbundene Unsicherheit im System bleibt unberücksichtigt.

Allein der wahrscheinlichkeitsbasierte Ansatz von Dagli erlaubt die Modellierung beider Unsicherheitsquellen, indem er diese vermischt und daraus einen Wahrscheinlichkeitswert generiert. Eine weitere Übereinstimmung sämtlicher Systeme besteht darin, dass sie „nur“ mit simulierten Daten getestet wurden. Den Beweis auch mit realen Messdaten umgehen zu können bleiben leider alle Ansätze schuldig.

4 *Werkzeuge zur unscharfen Situationsmodellierung*

Der im folgenden vorgestellte Ansatz zur Situations- und Manövererkennung erlaubt es einerseits die Unsicherheit bezüglich einer Situations- und Manöveraussage zu modellieren, die aufgrund vagen Wissens zur Manöverdurchführung und Situationsempfindung des Fahrers entsteht. Andererseits werden auch die Sensorungenauigkeiten und daraus resultierende Unsicherheiten im System bei der Entscheidungsfindung mitberücksichtigt. Die beiden unabhängigen Unsicherheitsursachen werden dabei, im Gegensatz zu allen anderen Ansätzen (vgl. Kapitel 3.2), völlig separat modelliert. Zur Modellierung der aus subjektiver Situationswahrnehmung und unterschiedlicher Manöverdurchführung resultierenden Unschärfe bedient sich das System der Fuzzy Theorie. Die auf der unscharfen Situationswahrnehmung und Manöverdurchführung basierende Unsicherheit in der Situations- und Manöverentscheidung wird mit Hilfe der wahrscheinlichkeitsbasierten Theorie der probabilistischen Netze beschrieben. Die Ungenauigkeiten der Sensorinformationen werden über Verfahren zur Fehlerfortpflanzung und den Kantengewichten im probabilistischen Netz durch das System propagiert. Des Weiterem wird in dieser Arbeit eine Bewertung der Messwerte bezüglich ihrer Entscheidungsrelevanz über eine auf der Sensitivitätsanalyse basierenden Methode neu eingeführt.

Die oben erwähnten notwendigen Verfahren und Methoden für die in dieser Arbeit umgesetzte Situations- und Manövermodellierung werden in den nachfolgenden Abschnitten vorgestellt. Dabei erfolgt unabhängig voneinander eine Beschreibung sowohl der Fuzzy-Theorie als auch der Theorie zu den probabilistischen Netzen. Daneben wird ein kurzer Einblick in die Verfahren zur Bestimmung der Fehlerfortpflanzung und Parametersensitivität sowie Möglichkeiten zur Berechnung von Verbindungsstärken in wahrscheinlichkeitsbasierten Netzen gegeben.

4.1 Fuzzy Systeme

Lotfi A. Zadeh stellte 1965 seine Theorie der unscharfen Mengen vor. Mit Hilfe dieser unscharfen Logik, der sog. Fuzzy-Logik, lassen sich nicht nur binäre Zustände wie ja/nein oder wahr/falsch sondern auch Zwischenstufen berechnen. Es wird damit die Modellierung der graduellen Erfüllung eines Prädikats ermöglicht, indem eine Variable x auf alle reellen

Zahlen im Intervall $[0, 1]$ abgebildet wird. Linguistische Terme bezeichnen diese unscharfen Mengen, z.B. kann die Geschwindigkeit eines Fahrzeugs in unscharfen Mengen beschrieben und über die linguistischen Terme „schnell“, „mittel“ oder „langsam“ unterteilt werden. Die Geschwindigkeit stellt in diesem Fall die linguistische Variable dar. Wie in diesem Beispiel wird eine linguistische Variable meist über mehrere linguistische Terme beschrieben, deren Fuzzy-Mengen den Wertebereich der Variablen abdecken muss. Die Zuordnung der Messgrößen zur Fuzzy-Menge erfolgt über Zugehörigkeitsfunktionen. Diese bilden einen frei wählbaren Wertebereich auf das Einheitsintervall ab. Vor allem Dreiecks- und Trapezfunktionen erfreuen sich aufgrund des geringen Rechenaufwands großer Beliebtheit, möglich sind aber sämtliche Funktionen, welche die Eingangsgrößen auf das Einheitsintervall transformieren. In Abbildung 4.1 sind die Zugehörigkeitsfunktionen der Messgröße „Geschwindigkeit“ zu den Fuzzy-Mengen „langsam“, „mittel“ und „schnell“ dargestellt.

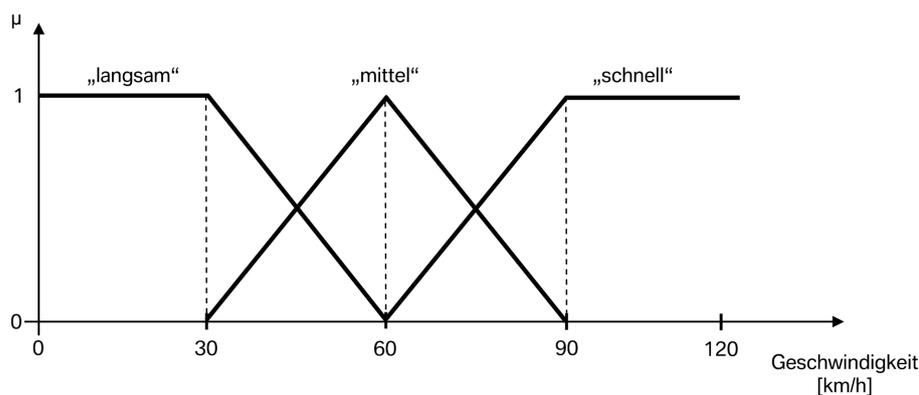


Abbildung 4.1: Zugehörigkeitsfunktionen der linguistischen Variable „Geschwindigkeit“

Für jeden Geschwindigkeitswert ergibt sich ein Zugehörigkeitsgrad μ zu den entsprechenden Fuzzy-Mengen. Die Zugehörigkeitsfunktionen sind meist so ausgelegt, dass sich die Zugehörigkeitsgrade der einzelnen unscharfen Mengen für jede Eingangsgröße zu 1 addieren.

Mit Hilfe logischer Operatoren können die unscharfen Mengen, ähnlich wie in der klassischen zweiwertigen Logik, kombiniert werden. Der Schnittmengen-Operator „UND“ und der Vereinigungsmengen-Operator „ODER“ werden durch T-Normen bzw. T-Conormen nachgebildet. Diese Normen müssen gewisse Anforderungen erfüllen, wie die Existenz eines neutralen Elements, Monotonie, Kommutativität und Assoziativität. Die einfachsten und meist verwendeten Funktionen, die diese Eigenschaften erfüllen, sind die „min“- und „max“-Funktion, die einer unscharfen „UND“ (min-Funktion) bzw. einer unscharfen „ODER“ (max-Funktion) Verknüpfung entsprechen. Der kombinierte Zugehörigkeitsgrad ergibt sich somit zu:

$$\mu_1 \cap \mu_2 : \min\{\mu_1(x), \mu_2(x)\} \quad (4.1)$$

$$\mu_1 \cup \mu_2 : \max\{\mu_1(x), \mu_2(x)\} \quad (4.2)$$

Die logischen Operatoren ermöglichen die Beschreibung komplexer Systeme durch sprachlich formulierte Regeln und Regelsätze. Die einzelnen Regeln werden mit Hilfe einfacher WENN-DANN Beziehungen formuliert: WENN Prämisse 1 UND/ODER Prämisse 2 DANN Schlussfolgerung. Sie stellen einen Zusammenhang zwischen den Eingangs- und Ausgangsgrößen eines Systems dar.

Fuzzy-Systeme bilden eine Methode zur Lösung von Aufgaben auf dem Gebiet der Automatisierung zur Steuerung und Regelung, zur Klassifikation von Daten oder zur Entscheidungsfindung. Sie erlauben die Modellierung komplexer Systeme mit Hilfe von Expertenwissen und menschlichen Erfahrungen, für die unter Umständen keine bzw. nur sehr aufwändige mathematische Beschreibungen existieren. Fuzzy-Systeme erwarten scharfe Eingangswerte und geben entsprechend scharfe Ausgangswerte aus. Nur der Kern des Systems, die Fuzzy-Inferenz, arbeitet mit unscharfer Logik und unscharfen Beziehungen. In Abbildung 4.2 ist der Aufbau eines Fuzzy-Systems skizziert. Die Blöcke „Fuzzifizierung“ und „Defuzzifizierung“ dienen lediglich der Umrechnung von scharfen Werten auf Fuzzy-Werte bzw. umgekehrt. Der eigentliche Entscheidungsprozess findet im Block „Fuzzy-Inferenz“ statt. Im Folgenden werden die einzelnen Blöcke des Fuzzy-Systems kurz beschrieben.

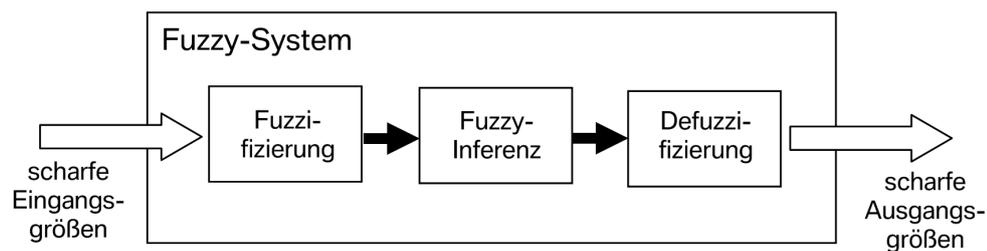


Abbildung 4.2: Aufbau eines Fuzzy-Systems

Fuzzifizierung:

Die Fuzzifizierung generiert aus den scharfen Eingangswerten unscharfe Informationen indem die Eingangsgrößen (z.B. Messwerte) einer unscharfen Menge, beschrieben über die linguistischen Terme, zugeordnet werden. Hierzu müssen die einzelnen unscharfen Mengen und die korrespondierenden Zugehörigkeitsfunktionen festgelegt werden, mit Hilfe derer die Zugehörigkeitsgrade der Eingangswerte ermittelt werden können. Damit wird beschrieben mit welchem Grad ein bestimmter Sachverhalt gewisse Eigenschaften erfüllt. Des weiterem ist zu beachten, dass die Zugehörigkeitsfunktionen auch für die unscharfen Mengen der Ausgangsgrößen festgelegt werden müssen. Nach Abbildung 4.1 wird beispielsweise der scharfe Geschwindigkeitswert „50 km/h“ den Mengen „langsame Geschwindigkeit“ mit einem Zugehörigkeitsgrad von 0,2 und „mittlere Geschwindigkeit“ mit 0,8 unscharf zugeordnet.

Fuzzy-Inferenz:

Bei der Inferenz werden vorher definierte Verknüpfungsvorschriften in Form von WENN-DANN Regeln auf die ermittelten Zugehörigkeitsgrade angewandt. Nach Aufstellen der Verarbeitungsregeln und Festlegung der Operatoren für „UND“ bzw. „ODER“ Verknüpfungen können die jeweiligen Werte der Zugehörigkeitsfunktion der Ausgangsvariablen ermittelt werden. Es existieren mehrere Möglichkeiten, den Zugehörigkeitsgrad der Ergebnisse auf die einzelnen unscharfen Mengen der Zugehörigkeitsfunktionen der Ausgangsgrößen zu übertragen:

- Schließen mit Negation und Verknüpfung
- Mandani-Implikation (MAX-MIN Inferenz)
- algebraisches Produkt (MAX-PROD Inferenz)
- Zadeh-Implikation

Diese Auswertungsverfahren werden unter dem Begriff „Fuzzy-Schließen“ subsumiert. Für eine genaue Beschreibung sei auf die einschlägige Fachliteratur (s.u.) verwiesen. Abhängig vom Anwendungsfall ist ein geeignetes Verfahren zu wählen. In dieser Regelauswertung ist das gesamte Wissen des Systems gespeichert. Es ist festgelegt, wie sich die Ausgangsgrößen aus den Eingangsgrößen ergeben. Ergebnis des Inferenz-Vorgangs ist wiederum eine Fuzzy-Menge, also eine unscharfe Information.

Defuzzifizierung:

Die Defuzzifizierung reduziert die Fuzzy-Menge als Ergebnis des Inferenz-Vorgangs auf einen einzelnen repräsentativen Wert. Für die Transformation der unscharfen Ergebnismenge auf einen scharfen Wert existiert eine Vielzahl von Methoden. Die beiden wichtigsten sind die „Schwerpunkt-Methode“ und die „Mean of Maximum-Methode“. Bei der Schwerpunkt-Methode wird die scharfe Ausgangsgröße aus dem Abszissenwert des Schwerpunkts der Fläche unterhalb der Fuzzy-Menge gebildet. Die Mean of Maximum-Methode verwendet als scharfen Ausgangswert den Abszissenwert unter der Mitte des Maximalwertes der Ergebnismenge.

Dieses Kapitel gibt nur einen kurzen Einblick in die Theorie der Fuzzy-Logik und des unscharfen Schließens. Für das Verständnis dieser Arbeit sollte die Beschreibung allerdings ausreichend sein. Weitere und detailliertere Informationen sind in der umfangreichen Fachliteratur wie z.B. Zimmermann [1996], Kruse u. a. [1995], Bandemer und Gottwald [1993] zu finden.

4.2 Probabilistische Netze

Probabilistische Netze (Bayes'sche Netze) sind geeignete Verfahren zur Beschreibung und Berechnung von unsicheren Aussagen. Sie kombinieren die Graphentheorie mit der Wahrscheinlichkeitsrechnung. Grundlegendes Konzept dieser Netze ist die explizite Repräsen-

tation von Abhängigkeiten und Unabhängigkeiten über die Netzstruktur. Wahrscheinlichkeiten werden dabei als Grad des Glaubens, der Überzeugung oder der Sicherheit an einem Sachverhalt interpretiert. Durch probabilistische Netze lassen sich Veränderungen in dieser Einschätzung beschreiben und auf Basis ausschließlich lokaler Operatoren berechnen. Die erfolgreiche Einführung von Bayes'schen Netzen geht zum größten Teil auf Pearl [1988] zurück. Einen guten Einblick in das Thema geben auch die Werke Jensen [2001] oder Jensen [2002]. Ebenso ist eine kurze Einführung zu unsicherem Wissen und probabilistischen Netzen in vielen Standardwerken der „Künstlichen Intelligenz“ zu finden, vgl. Russell und Norvig [2004], Heinsohn und Socher-Ambrosius [1999]. Die in dieser Arbeit gewählten Notationen und Beschreibungen der Netze orientieren sich an Pearl [1988].

Ein probabilistisches Netz besteht aus Knoten zur Repräsentation der Variablen und Kanten zwischen den Variablen. Jeder Knoten kann eine endliche, sich gegenseitig ausschließende Menge an Zuständen annehmen. Die gerichteten Kanten stellen die direkten Abhängigkeiten zwischen den Variablen dar. Sie zeigen vom Elternknoten zum Kindknoten. Die Stärke der Abhängigkeiten wird auf Basis bedingter Wahrscheinlichkeiten angegeben. Sie quantifizieren somit die Wirkung der Elternknoten auf die Kindknoten. Für den hier betrachteten zyklusfreien Aufbau ist ein Bayes'sches Netz ein gerichteter azyklischer Graph (Directed Acyclic Graph - DAG). Nach Jensen [2001] müssen probabilistische Netze nicht zwangsweise kausal aufgebaut sein, d.h. die Verbindungsrichtungen müssen keine kausalen Wirkzusammenhänge repräsentieren. Vielmehr darf die Netzstruktur nicht die Gesetze der bedingten Unabhängigkeit (d-separation) verletzen.

Zwei Knoten A und B eines probabilistischen Netzes sind bedingt unabhängig, wenn für alle Pfade zwischen A und B eine Variable V liegt, so dass die Verbindung seriell oder divergierend und der Zustand von V bekannt ist oder die Verbindung konvergierend ist und weder V noch ein Nachfolgeknoten von V bekannt ist (vgl. Abbildung 4.3).

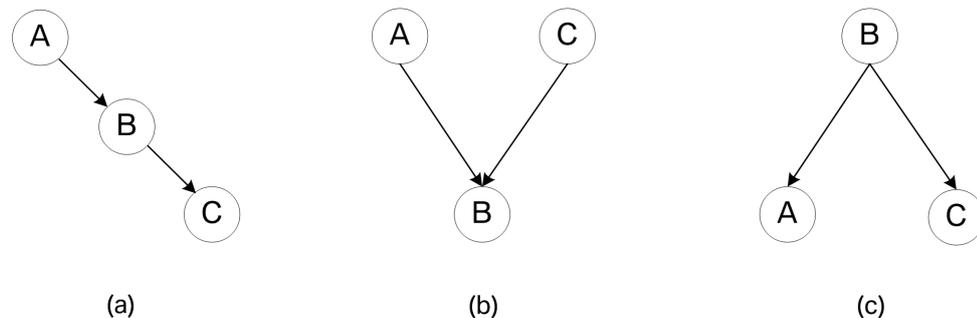


Abbildung 4.3: Serielle (a), konvergierende (b) und divergierende (c) Verbindungen

Für den einfachen seriellen Fall (a) unterbricht eine Instanziierung von Knoten B den Informationsfluss zwischen A und C. Die Knoten werden unabhängig. Bei der konvergierenden Verbindung (b) sind A und C unabhängig, vorausgesetzt es sind keine Informationen über B vorhanden. Wird B bekannt, lassen sich Rückschlüsse zwischen den Elternknoten ziehen (z.B. „explaining away“). Im Fall (c) der divergierenden Verbindung verhindert das

Instanziieren von Knoten B die Kommunikation zwischen A und C.

Diese Regeln sind bei der Konstruktion der Netzstruktur zu berücksichtigen. Für die erfolgreiche Implementierung eines probabilistischen Netzes sind neben der Struktur zunächst potenziell aussagekräftige Variablen zu eruieren, die in das Modell aufgenommen werden. Erst im nächsten Schritt werden die Abhängigkeiten über die Struktur definiert und schließlich die Verbindungsstärken mit Hilfe der bedingten Wahrscheinlichkeiten (CPT: Conditional Probability Tables) festgelegt. Die genaue Quantifizierung der Abhängigkeiten ist dabei der umfangreichste Entwicklungsschritt. Diese muss nach einigen Testläufen oft nachgebessert werden.

Das konstruierte Netz erlaubt Wahrscheinlichkeiten für das Eintreten der Knotenzustände zu ermitteln, indem Informationen durch das Netz propagiert werden. Dabei kann jeder Knoten als eigenständiger Prozessor, der Nachrichten mit seinen Nachbarknoten austauscht, aufgefasst werden. Der Informationsfluss erfolgt unabhängig von den Kantenrichtungen sowohl von Elternknoten zu Kindknoten als auch von Kindknoten zu Elternknoten:

$\pi_X(u)$: Nachricht von Elternknoten U zu Kindknoten X

$\lambda_X(u)$: Nachricht von Kindknoten X zu Elternknoten U

Angestoßen wird dieser Fluss von in das Netz eingehenden Informationen, den so genannten Evidenzen e_X . Es wird dabei zwischen spezifischer und virtueller Evidenz unterschieden. Während die spezifische Evidenz den Zustand eines Knoten exakt festlegt, beeinflusst die virtuelle Evidenz nur den Vertrauenswert in einen Knotenzustand. Die virtuelle Evidenz basiert meist auf Überzeugungen bzw. unvollständigen Beobachtungen. Aus Gründen der Einfachheit wird an dieser Stelle das Propagieren von Informationen nur für baumartig strukturierte probabilistische Netze aufgezeigt. Das bedeutet, dass jeder Knoten maximal einen Vorgängerknoten (Elternknoten) aufweisen kann, es existieren somit keine konvergierenden Verbindungen. Eine detaillierte Behandlung von probabilistischen Netzen ohne diese Einschränkung ist in Pearl [1988] zu finden. Abbildung 4.4 zeigt einen Ausschnitt eines baumartig strukturiertem Netzes.

Das Netz besteht aus dem zentralen Knoten X sowie dessen Elternknoten U und einer beliebigen Anzahl von Kindknoten Y_i . Der Wahrscheinlichkeitswert für das Eintreten eines Zustandes des Knoten X ist abhängig von den Evidenzen benachbarter Knoten. Es wird dabei zwischen den Evidenzen der Elternknoten e_X^+ und der Kindknoten e_X^- von X unterschieden. Die Wahrscheinlichkeit bzw. der Glaube („Belief“) an einen Knotenzustand lässt sich mit Hilfe bedingter Wahrscheinlichkeiten formulieren:

$$BEL(x) = P(x|e_X^+, e_X^-) \tag{4.3}$$

Die Evidenzen der Elternknoten werden top-down mit Hilfe kausaler π -Botschaften an die Nachbarknoten geschickt. In diesem Fall von Knoten U zu Knoten X :

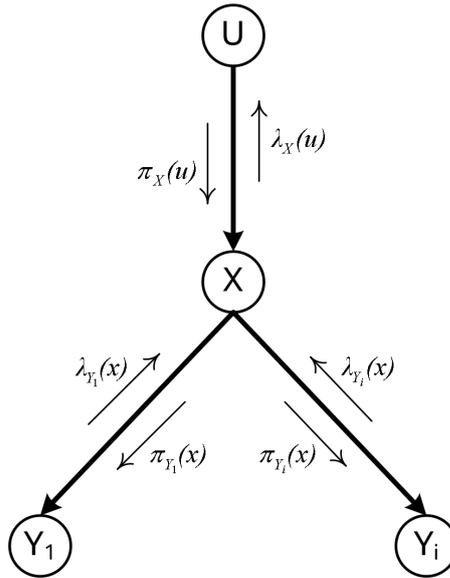


Abbildung 4.4: Ausschnitt aus baumartig strukturiertem Netz

$$\pi_X(u) = P(u|\mathbf{e}_X^+) \quad (4.4)$$

Die Kindknoten leiten die Informationen bottom-up über die diagnostischen λ - Botschaften an die Vorgängerknoten weiter:

$$\lambda_{Y_i}(x) = P(\mathbf{e}_{Y_i}^-|x) \quad (4.5)$$

Die Wahrscheinlichkeit eines Knotenzustandes ergibt sich aus diesen lokalen Botschaften und berechnet sich zu:

$$BEL(x) = \alpha \lambda(x) \pi(x) \quad (4.6)$$

α ist dabei eine Normierungskonstante und sorgt dafür, dass $\sum_x BEL(x) = 1$ ist. $\lambda(x)$ ergibt sich aus den einzelnen Botschaften der Kindknoten und wird nach Gleichung 4.7 über einfache Produktbildung bestimmt. Dies ist möglich, da die Kindknoten Y_i durch den Knoten X in der divergierenden Verbindung separiert werden und somit bedingt unabhängig sind.

$$\lambda(x) = \prod_j \lambda_{Y_j}(x) \quad (4.7)$$

Der Wert für $\pi(x)$ berechnet sich aus der Botschaft $\pi_x(u)$ des Elternknoten U an den Kindknoten X verknüpft mit den bedingten Übergangswahrscheinlichkeiten (CPT) $P(x|u)$,

welche die Beziehung zwischen den Knoten beschreiben. Fasst man die CPT als Matrix $M_{x|u}$ auf, lässt sich diese Funktion mit Hilfe einer einfache Matrix-Vektor Multiplikation realisieren:

$$\pi(x) = \sum_u P(x|u)\pi_x(u) = \pi_x(u) \bullet M_{x|u} \quad (4.8)$$

Im Folgenden wird beschrieben, wie sich der Einfluss neuer Informationen durch das Netz verteilt. Wie oben erwähnt werden die Nachrichten entweder bottom-up oder top-down im Netz verschickt, bis sie sämtliche relevante Knoten erreicht haben. Das Verbreiten der bottom-up Botschaften erfolgt nach Gleichung 4.9. Die Botschaft an den Elternknoten U wird aus den Informationen der Kindknoten von X ($\lambda(x)$) und den Übergangswahrscheinlichkeiten $P(x|u)$ bestimmt. Diese Berechnung kann wiederum in Matrix-Vektor Schreibweise dargestellt werden.

$$\lambda_x(u) = \sum_x \lambda(x)P(x|u) = M_{x|u} \bullet \lambda(x) \quad (4.9)$$

Die Top-down Nachrichten von Elternknoten X zu Kindknoten Y_j setzt sich aus allen Informationen zusammen, die in Knoten X eingegangen sind, bis auf die bottom-up Botschaft des empfangenden Kindknotens Y_j . Nachrichten werden nicht wieder zurückgeschickt, um eine doppelte Berücksichtigung der Informationen zu vermeiden. Alternativ kann auch die berechnete Wahrscheinlichkeit der Knotenzustände $BEL(x)$ verschickt werden, in der bereits sämtliche Informationen zusammengefasst sind. Die Botschaft von Kindknoten Y_j ist hierbei explizit zu entfernen:

$$\pi_{Y_j}(x) = \alpha\pi(x) \prod_{k \neq j} \lambda_{Y_k}(x) = \frac{BEL(x)}{\lambda_{Y_j}(x)} \quad (4.10)$$

Die interne Struktur und notwendigen Rechenschritte eines beliebigen Knotens X sind in Abbildung 4.5 zusammengefasst. Neben den Nachrichten von seinen Kindknoten Y_1 und Y_2 erhält der Knoten X Informationen von seinem Elternknoten U in Form von $\lambda_{Y_1}(x), \lambda_{Y_2}(x)$ und $\pi_X(u)$. Diese Informationen werden intern nach den oben beschriebenen Rechenvorschriften verarbeitet und daraus die Wahrscheinlichkeit für das Eintreten der einzelnen Knotenzustände berechnet. Gleichzeitig werden die Informationen sowohl bottom-up als auch top-down weiter verschickt und somit den anderen Knoten im Netz zur Verfügung gestellt.

Endknoten (Wurzel- und Blattknoten) sowie instanziierte Knoten müssen im Netz nach Pearl [1988] gesondert behandelt werden:

- Für nicht instanziierte Blattknoten sollte BEL identisch mit π sein, aus diesem Grund muss $\lambda = (1, 1, \dots, 1)$ gesetzt werden.

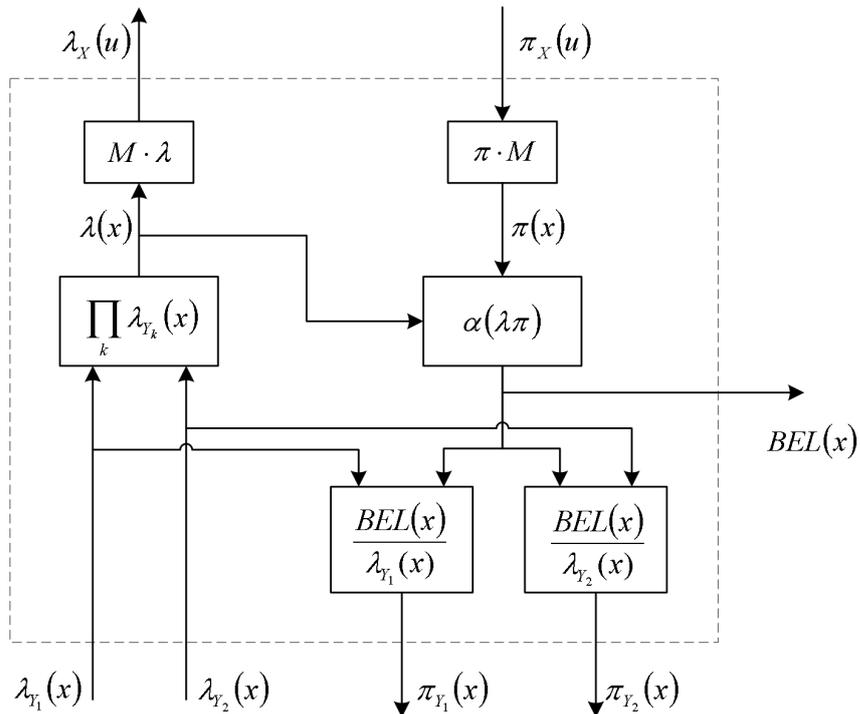


Abbildung 4.5: Interne Struktur des Netzknotens X nach Pearl [1988]

- Ein Knoten, dessen Zustand durch spezifische Evidenz beobachtet wird, erhält $\lambda = (0, \dots, 0, 1, 0, \dots, 0)$ mit der 1 an der Stelle des entsprechenden Zustandes.
- Erhält ein Knoten virtuelle Evidenz, so wird diese nicht über λ berücksichtigt, sondern ein zusätzlicher „Dummy“ Knoten in das Netz eingefügt, der diese Evidenz repräsentiert.
- Bei nicht instanziierten Wurzelknoten wird π gleich der a priori Wahrscheinlichkeit für das Eintreten eines Zustandes gesetzt.

Probabilistische Netze stellen damit ein geeignetes Verfahren zur Durchführung von Schlussfolgerungen (Inferenzen) auf Basis vorhandener Beobachtungen dar. Es werden Wahrscheinlichkeiten für eine kleine Teilmenge an Hypothesenvariablen anhand einer meist größeren Gruppe von beobachteten instanziierten Variablen bestimmt.

4.2.1 Abhängigkeiten im Netz

Bayes'sche Netze visualisieren über ihre Struktur sehr anschaulich die Abhängigkeiten zwischen den Variablen (Knoten) im Netz. Im Folgenden werden Verfahren beschrieben, die es erlauben neben der qualitativen Existenz von Abhängigkeiten auch eine quantitative Stärke dieser Abhängigkeiten, ein Abhängigkeitsmaß, anzugeben. Die bedingten

Übergangswahrscheinlichkeiten selbst stellen bereits ein Maß für die Verbindungsstärke zweier benachbarter Knoten dar. Sie bilden den Zusammenhang zwischen jeder Kombination der Knotenzustände ab und sind demzufolge zu detailliert, um als brauchbare Maßeinheit zu dienen. Ziel ist es, die Einträge der Übergangsmatrix mit einem geeigneten Verfahren auf einen einzigen numerischen Wert abzubilden, der auf den einzelnen Knotenzustandskombinationen basiert und damit die Verbindungsstärke zwischen zwei Knoten repräsentiert. Pearl [1988] hat in seiner Arbeit die Shannon'sche Transinformation (Mutual Information) als brauchbares Maß für die Verbindungsstärken eingeführt. Aufbauend auf dieser Grundidee führten sowohl Nicholson und Jitnah [1998] als auch Ebert-Uphoff [2006] unterschiedliche Methoden zur quantitativen Bestimmung von Abhängigkeiten in probabilistischen Netzen ein. Sie unterscheiden dabei zwischen „Connection Strength“ und „Link Strength“, wobei letztere nochmals nach „True Average Link Strength“ und „Blind Average Link Strength“ unterteilt ist. Bevor diese verschiedenen Methoden vorgestellt werden, wird zunächst die Entropie als Unsicherheitsmaß, die Basis sämtlicher oben aufgeführter Verfahren, eingeführt. Die Entropie einer Zufallsgröße X wurde von Shannon und Weaver [1949] definiert als

$$H(X) = \sum_{x_i} P(x_i) \cdot \log_2 \frac{1}{P(x_i)} \quad (4.11)$$

bzw. nach einfacher algebraischer Umformung:

$$H(X) = - \sum_{x_i} P(x_i) \cdot \log_2 P(x_i) \quad (4.12)$$

Sie nimmt in der Informationstheorie eine zentrale Rolle als Maßeinheit für Information, Wahlfreiheit und Ungewissheit ein. Der Wertebereich der Entropie erstreckt sich von 0 bis 1, wobei ein Ereignis mit der Entropie 0 als sicheres Ereignis eingestuft wird. Die Entropie erlangt 1, wenn das Eintreten aller Zustände des Ereignisses gleich wahrscheinlich ist.

Connection Strength

Die „Connection Strength“ gibt an wie stark die Informationen eines Knotens X die Zustände des Knotens Y beeinflussen, unter der Bedingung, keine weiteren Informationen anderer Knoten zu berücksichtigen. Hierzu wird sowohl die Entropie des Knotens Y ohne Beachtung der Informationen von Knoten X als auch die Entropie $H(Y|X)$ unter Einbezug dieser Informationen berechnet. Durch Vergleich dieser Größen erhält man die Transinformation $MI(X, Y)$, als Maß zur Bestimmung der „Connection Strength“:

$$MI(X, Y) = H(Y) - H(Y|X) \quad (4.13)$$

Die bedingte Entropie $H(Y|X)$ ist nach Shannon und Weaver [1949] die mittlere Entropie von Y für jeden Zustand von X gewichtet entsprechend der Wahrscheinlichkeit für das Eintreffen dieses Zustandes und berechnet sich demnach zu:

$$H(Y|X) = \sum_{x_i} P(x_i)H(Y|x_i) \quad (4.14)$$

mit:

$$H(Y|x_i) = - \sum_{y_i} P(y_i|x_i) \cdot \log_2 P(y_i|x_i) \quad (4.15)$$

Nach Einsetzen von Gleichung 4.15 in 4.14 ergibt sich für die bedingte Entropie:

$$H(Y|X) = \sum_{x_i, y_i} P(x_i, y_i) \cdot \log_2 P(y_i|x_i) \quad (4.16)$$

Die Transinformation gibt an, um wie viel sich die Unsicherheit eines Knotens Y reduziert, indem Informationen bezüglich Knoten X bekannt werden und stellt damit ein geeignetes Maß zur Berechnung der „Connection Strength“ zwischen den Knoten X und Y im Netz dar.

True Average Link Strength

Im Gegensatz zur „Connection Strength“ ist die „Link Strength“ ein Maß, das den Einfluss der Information eines Knotens X auf den Knoten Y beschreibt, unter Berücksichtigung sämtlicher weiterer Evidenzknoten. Diese Knoten werden zu einer Knotenmenge $\mathbf{Z} = \{Z_1, \dots, Z_n\}$ zusammengefasst. Die „True Average Link Strength“ LS^{true} zwischen zwei Knoten X und Y leitet sich ebenfalls aus der Transinformation ab und ist definiert als:

$$LS^{true}(X \rightarrow Y) = H(Y|\mathbf{Z}) - H(Y|X, \mathbf{Z}) \quad (4.17)$$

Die bedingte Entropie $H(Y|X, \mathbf{Z})$ ergibt sich gemittelt über die Zustände aller relevanten Evidenzknoten X und \mathbf{Z} zu:

$$H(Y|X, \mathbf{Z}) = \sum_{x, \mathbf{z}} P(x, \mathbf{z})H(Y|x, \mathbf{z}) \quad (4.18)$$

$$H(Y|x, \mathbf{z}) = - \sum_y P(y|x, \mathbf{z}) \cdot \log_2 P(y|x, \mathbf{z}) \quad (4.19)$$

$H(Y|\mathbf{Z})$ berechnet sich analog zu Gleichung 4.14:

$$H(Y|\mathbf{Z}) = \sum_z P(\mathbf{z})H(Y|\mathbf{z}) \quad (4.20)$$

Die „True Average Link Strength“ gibt an, um wie viel die Unsicherheit in Knoten Y , durch das Bekanntwerden vom Zustand des Knotens X , reduziert wird, unter der Bedingung, dass die Zustände aller anderen Evidenzknoten \mathbf{Z} bereits bekannt sind.

Blind Average Link Strength

Die Berechnung der „Blind Average Link Strength“ basiert auf der „True Average Link Strength“. Zusätzlich wird hier angenommen, dass X und \mathbf{Z} unabhängig und die Zustände jedes Knoten gleichverteilt sind. Die Wahrscheinlichkeit $P(x, \mathbf{z})$ vereinfacht sich damit zu:

$$\hat{P}(x, \mathbf{z}) = \hat{P}(x) \cdot \hat{P}(\mathbf{z}) \quad (4.21)$$

mit

$$\hat{P}(x) = \frac{1}{\#(X)}, \quad \hat{P}(\mathbf{z}) = \frac{1}{\#(\mathbf{Z})}$$

$\#(X)$ und $\#(\mathbf{Z})$ stehen dabei für die Anzahl der Zustände der entsprechenden Knoten. Bei der „Blind Average Link Strength“ handelt es sich damit um ein Maß zur Messung der Verbindungsstärke zweier Knoten, das lediglich auf den bedingten Übergangswahrscheinlichkeiten basiert.

Alle drei vorgestellten Verfahren zur Bestimmung der Verbindungsstärken in einem probabilistischen Netz basieren folglich auf der Transinformation. Nicholson und Jitnah [1998] untersuchen in ihrer Arbeit inwieweit die Transinformation ein geeignetes Maß zur Beschreibung der Abhängigkeiten darstellt. Dazu betrachten sie jeden Evidenzknoten separat, indem sie diesen aus dem Netz löschen und den dadurch hervorgerufenen Fehler in der Wahrscheinlichkeit des Hypothesenknotens mit der vorher berechneten Stärke der gelöschten Verbindung vergleichen. Dabei kommen sie zu dem Ergebnis, dass Entscheidungsfehler und die entsprechende Verbindungsstärke korrelieren und die Transinformationen somit die tatsächlichen Abhängigkeiten gut repräsentieren.

4.3 Fehlerfortpflanzungsverfahren

In den seltensten Fällen stellen laut Gränicher [1996] direkt gemessene Größen das gewünschte Endergebnis dar. Das gesuchte Ergebnis setzt sich meist aus mehreren unterschiedlichen Messgrößen über eine mathematische Funktion f zusammen. Dieser Sachverhalt wird mit dem Terminus „indirekte Messung“ beschrieben. Bei einer indirekten

Messung hängt somit die Ergebnisgröße y von n unabhängigen, über einen mathematischen Zusammenhang kombinierten Eingangsgrößen ab:

$$y = f(x_1, x_2, \dots, x_n) \quad (4.22)$$

Die Eingangsgrößen werden dabei als Zufallsvariablen mit gewissem Erwartungswert und entsprechender Unsicherheit aufgefasst. Die Unsicherheit kann über die Standardabweichung σ_{x_i} der Größen beschrieben werden. Um indirekte Messungen handelt es sich nach Hart u. a. [1997] immer dann, wenn die Unsicherheit der Ergebnisgröße von den Unsicherheiten mehrerer, für die Modellierung notwendiger Eingangsgrößen abhängt.

Die Gaußsche Fehlerfortpflanzung oder auch „Fehlerfortpflanzung für zufällige Fehler“ bzw. „Abweichungsfehlerfortpflanzung“ genannt, ist ein geeignetes Verfahren zur Kombination der Unsicherheiten von den Eingangsgrößen und ermöglicht die Bestimmung der daraus resultierenden Ergebnisunsicherheit. Es wird beschrieben wie sich die Einzelfehler auf das Resultat auswirken. Voraussetzung hierfür sind unkorrelierte und zufällige Abweichungen der Messgrößen, d.h. für sämtliche Messgrößenkombinationen muss $cov[x_i, x_j] = 0$ gelten. Damit können mit der Gaußschen Fehlerfortpflanzung nur statistische und keine systematischen Fehler propagiert werden. Ferner muss die Funktion $f(x_1, x_2, \dots, x_n)$ differenzierbar sein. Die Unsicherheit des Ergebnisses σ_y ergibt sich nach dem Fehlerfortpflanzungsgesetz unter Berücksichtigung der oben erwähnten Voraussetzungen zu:

$$\sigma_y^2 = \sum_{i=1}^n \left(\frac{\partial f}{\partial x_i} \right)^2 \cdot \sigma_{x_i}^2 \quad (4.23)$$

Die Varianzen der Eingangsgrößen werden dabei mit der partiellen Ableitung des Modells nach den entsprechenden Messgrößen gewichtet und aufsummiert. Durch Quadrieren der einzelnen Unsicherheitsanteile werden besonders die größeren Messwertvarianzen überproportional gewichtet. Bestimmt wird damit die wahrscheinlichste Standardabweichung bzw. Varianz von y . Die Literatur bezeichnet dieses Ergebnis als kombinierte Standardabweichung. Abbildung 4.6 skizziert die prinzipielle Vorgehensweise der Fehlerfortpflanzung für nur eine Messgröße.

Die Funktion $f(x_i)$ bildet die Standardabweichung der Eingangsgröße x_i auf die Streuung der Ausgangsgröße σ_y ab. Diese Transformation ist von der Steigung der Funktion im Arbeitspunkt abhängig und erklärt damit die partiellen Ableitungen in Gleichung 4.23. Neben der Berechnung der kombinierten Unsicherheit lässt sich durch die Gaußsche Fehlerfortpflanzung nach Zurmühl [1984] leicht beurteilen, für welche Eingangsgrößen eine Steigerung der Messgenauigkeit sinnvoll erscheint.

Existieren Abhängigkeiten zwischen den Messgrößen sind auch die Fehler korreliert und es lässt sich nach Gleichung 4.24 nur noch eine Worst-Case-Abschätzung angeben. Diese besagt lediglich, dass die Standardabweichung der Ergebnisgröße auf jeden Fall unterhalb der berechneten Schwelle liegt.

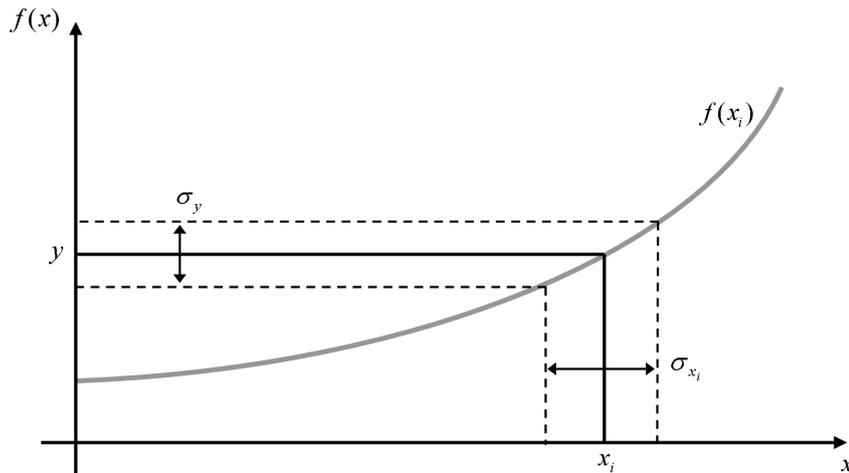


Abbildung 4.6: Fortpflanzung der Messunsicherheit einer einzelnen Messgröße

$$\sigma_y \leq \sum_{i=1}^n \left| \frac{\partial f}{\partial x_i} \right| \cdot \sigma_{x_i} \quad (4.24)$$

Abschließend sei erwähnt, dass die Kunst nicht darin besteht, den Formalismus der Fehlerrechnung zu beherrschen, sondern vielmehr in einer sinnvollen und richtigen Abschätzung der einzelnen Messabweichungen von den Eingangsgrößen. Kurze Einführungen in das Thema der Fehlerfortpflanzung sind in den meisten mathematischen Formelsammlungen, z.B. Bornstein u. a. [2001], zu finden.

4.4 Sensitivitätsanalyse

Die Sensitivitätsanalyse beschäftigt sich nach Saltelli [2006] bzw. Saltelli u. a. [2004] mit den Beziehungen und Einflüssen von den Eingangsgrößen auf die Ausgangsgrößen eines Modells. Es wird bestimmt aus welchen Unsicherheitsquellen der Eingangsgrößen sich die Schwankung der Ausgangsgröße zusammensetzt. Mit Hilfe der Sensitivitätsanalyse kann folgende Frage beantwortet werden [Schwieger, 2005]: Welchen Anteil haben die einzelnen Eingangsgrößen und deren statistische Eigenschaften an der Unsicherheit der Ausgangsgröße? Damit besteht eine Verwandtschaftsbeziehung zwischen der Sensitivitätsanalyse und der Varianzanalyse und demzufolge auch mit der Fehlerfortpflanzung. Diese beschäftigt sich jedoch mit der Frage, welchen Wert die Varianz der Ausgangsgrößen annimmt, als Folge der Varianzen der Eingangsgrößen.

Neben den Eingangsgrößen des Modells lassen sich mit der Sensitivitätsanalyse die Unsicherheiten der Modellparameter untersuchen. Somit kann die Sensitivitätsanalyse auch zur Modellvalidierung eingesetzt werden, indem die Übereinstimmung von Realität und

Modell untersucht wird. Ein Modell spiegelt reale Prozesse wahrscheinlich nicht ordnungsgemäß wider, wenn der vermutete Einfluss einer Messgröße bzw. eines Modellparameters und der tatsächliche Einfluss dieser Größe im Modell stark abweichen. Zusätzlich zur Modellvalidierung kann die Sensitivitätsanalyse auch zur Modelloptimierung verwendet werden. Über die Sensitivitätsanalyse erfolgt die Bestimmung einzelner Modellparameter bzw. ganzer Teile eines Modells, welche die Ausgangsgröße nicht oder nur schwach beeinflussen und somit für das Modell nicht zwingend erforderlich sind. Durch Löschen dieser Teile entsteht ein weniger komplexes und übersichtlicheres Modell. Analog dazu können die Eingangsgrößen des Modells hinsichtlich ihrer Relevanz untersucht werden. Daraus lassen sich Anforderungen an die Genauigkeit dieser Eingangsgrößen ableiten. Es wird somit einerseits eine zielgerichtete Optimierung der wichtigen Eingangsgrößen ermöglicht, andererseits können die Ergebnisse wiederum als Grundlage zur Modelloptimierung eingesetzt werden. In dieser Arbeit soll vor allem von der Relevanzbewertung der Eingangsgrößen bzw. in diesem Fall der Messgrößen durch die Sensitivitätsanalyse Gebrauch gemacht werden.

4.4.1 Methoden der Sensitivitätsanalyse

Methoden zur Sensitivitätsanalyse lassen sich nach Campolongo u. a. [2006b] in qualitative und quantitative Verfahren kategorisieren. Während qualitative Verfahren die zu untersuchenden Faktoren lediglich nach ihrer Wichtigkeit einordnen, bestimmen quantitative Verfahren darüber hinaus ein Zahlenmaß dafür, wie viel wichtiger ein bestimmter Faktor hinsichtlich eines Anderen ist. Zu den qualitativen Verfahren zählen die Screening Methoden, die quantitativen Verfahren zur Sensitivitätsanalyse lassen sich weiter in lokale und globale Methoden unterteilen.

Screening Verfahren sind vor allem in komplexen Modellen mit zahlreichen Eingangsgrößen hilfreich. Mit vergleichsweise geringem Rechenaufwand werden die Faktoren bestimmt, welche die größten Auswirkungen auf das Ergebnis haben. Somit können Screening Verfahren zur ersten Priorisierung der Faktoren benutzt werden und damit den Rechenaufwand für die genaueren aber auch umfangreicheren quantitativen Verfahren reduzieren. Screening Verfahren sind meist numerische Experimente in unterschiedlichen mehr oder weniger rechenaufwändigen Ausprägungen. Einen detaillierten Einblick zu diesen Verfahren liefert Campolongo u. a. [2006a].

Lokale Methoden zur Sensitivitätsanalyse zeichnen sich dadurch aus, dass sie die lokalen Auswirkungen der zu untersuchenden Faktoren auf die Ausgangsgrößen bestimmen. Dabei wird nur eine Einflussgröße zur gleichen Zeit variiert, während die anderen Faktoren konstant bleiben. Lokale Sensitivitätsmaße berechnen sich für gewöhnlich aus den partiellen Ableitungen des mathematischen Modells nach den Eingangsgrößen. Sie erlauben somit nach Schwieger [2005] nur Aussagen bezüglich des Modellverhaltens innerhalb eines bestimmten Intervalls um den Wert, an dem die partielle Ableitung gebildet wurde. Da für lineare Modelle dieser Bereich beliebig groß ist, entarten in dem Spezialfall die

normalerweise lokalen auf Ableitungen basierenden Verfahren zu globalen Verfahren. In Kapitel 4.4.2 werden die auf partiellen Ableitungen basierenden Verfahren zur Sensitivitätsanalyse näher vorgestellt. [Turanyi und Rabitz, 2006] beschreiben weitere Methoden zur Bestimmung von lokalen Sensitivitätsmaßen.

Für nichtlineare Modelle mit Eingangsgrößen, deren Varianzwerte sich um Größenordnungen unterscheiden, bieten gemäß Campolongo u. a. [2006b] globale Verfahren die besten Ergebnisse. Globale Methoden zeichnen sich im Gegensatz zu lokalen Verfahren durch eine gleichzeitige Variation der einzelnen Faktoren und die Betrachtung des gesamten Variationsbereichs jeder Eingangsgröße aus. Es wird die Auswirkung eines Faktors x_i bestimmt, während alle anderen Faktoren $x_j, j \neq i$ sich ebenfalls verändern. Die berechneten Sensitivitätsmaße sind für den gesamten globalen Modellbereich gültig. Globale Sensitivitätsmaße werden zum großen Teil auf Basis von Stichproben ermittelt und unter den Begriffen stichproben-basierte Methoden oder Monte-Carlo Methoden zusammengefasst. Einen guten Einblick zur globalen Sensitivitätsanalyse gibt Campolongo u. a. [2006b], eine praxisnahe Beschreibung ist in Saltelli u. a. [2004] zu finden.

An dieser Stelle wurde nur ein kurzer Überblick über verschiedene Methoden zur Berechnung der Sensitivität eines Systems in Hinblick auf unterschiedliche Eingangsgrößen und Modellparameter gegeben. Die Auswahl einer geeigneten Methode ist von den Modelleigenschaften abhängig. Das in der vorliegenden Arbeit verwendete lokale und auf partiellen Ableitungen basierende Verfahren zur Sensitivitätsanalyse von Eingangsgrößen wird im nachfolgenden Kapitel genauer erläutert.

4.4.2 Sensitivität basierend auf partiellen Ableitungen

Für die Untersuchung von Sensitivitätsmaßen basierend auf partiellen Ableitungen wird von einem System mit n Eingangsgrößen $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ und einer Ausgangsgröße y ausgegangen. Den Zusammenhang zwischen den Eingangsgrößen und der Ausgangsgröße beschreibt eine mathematische Funktion f :

$$y = f(x_1, x_2, \dots, x_n) = f(\mathbf{x}) \quad (4.25)$$

Die Sensitivität oder Empfindlichkeit einzelner Eingangsgrößen auf die Ausgangsgröße wird über partielle Ableitungen der Funktion $f(\mathbf{x})$ nach den zu untersuchenden Eingangsgrößen gebildet. Man spricht hierbei von sog. Sensitivitätskoeffizienten S :

$$S_i^d = \frac{\partial f(\mathbf{x})}{\partial x_i} = \frac{\partial y}{\partial x_i} \quad (4.26)$$

Die Sensitivitätskoeffizienten beschreiben die Änderung der Ausgangsgröße bei Änderung der zu untersuchenden Eingangsgröße. Nachteil dieses Verfahrens ist die Abhängigkeit

der Koeffizienten bezüglich der Einheit der Eingangsgrößen. Diese Problematik lässt sich beheben, indem die Sensitivitätsmessung mit Hilfe von Referenzwerten x^0 und y^0 normiert werden (vgl. z.B. Saltelli u. a. [2004]):

$$S_i^l = \frac{\partial y}{\partial x_i} \cdot \frac{x_i^0}{y^0} \quad (4.27)$$

Weisen die Eingangsgrößen des Weiteren stark unterschiedliche Variationsbreiten auf, gilt es auch diese bei der Bestimmung der Sensitivitätsmaße zu berücksichtigen. Dies erfolgt über eine Normierung durch die Standardabweichungen der entsprechenden Eingangs- und Ausgangsgröße:

$$S_i^\sigma = \frac{\partial y}{\partial x_i} \cdot \frac{\sigma_{x_i}}{\sigma_y} \quad (4.28)$$

Gleichung 4.28 verdeutlicht die Verwandtschaft der Sensitivitätsanalyse zur Varianzanalyse und Fehlerfortpflanzung. In dieser Arbeit soll die Normierung anhand der Wertebereiche der Eingangsgrößen, die ebenfalls eine Art Variationsbreite darstellen, durchgeführt werden. Eine detaillierte Beschreibung hierzu ist in Kapitel 5.3.3 zu finden.

5 Erkennung von Fahrsituationen und Fahrmanövern

Neue und verbesserte Sensortechnik in der Fahrumfelderfassung ermöglicht eine immer detailgetreuere Modellierung der Fahrumgebung. Durch den Einsatz von Sensorclustern, aus z.B. abstandsgebenden und kamerabasierten Sensoren, verstärkt sich diese Weiterentwicklung. Die gewonnenen Informationen zur Fahrumgebung aber auch zur Bewegung des Eigenfahrzeugs müssen zunächst adäquat interpretiert werden, um sie dann an die entsprechenden Funktionen im Fahrzeug weiterzuleiten. Die Situationserkennung extrahiert die räumlichen und zeitlichen Konstellationen von verkehrsbezogenen Einflussgrößen der Arbeitsumgebung der Verkehrsteilnehmer, indem sie die Fahrumgebung im Sinne der Funktionen interpretiert und die Situation als qualitative und quantitative Beschreibung formuliert. Auf die gleiche Weise werden aus den Informationen zur Fahrumgebung und der Eigenbewegung die Fahrmanöver extrahiert. Damit stehen als Ergebnis der Situations- und Manövererkennung den einzelnen Funktionen sowohl Informationen zur Fahrsituation, in der sich das System Fahrer-Fahrzeug augenblicklich befindet, als auch zu aktuell durchgeführten Manövern zur Verfügung.

Das über die vorliegenden Fahrsituationen und durchgeführten Manöver gewonnene Wissen bildet einerseits eine notwendige Voraussetzung für die Realisierung von den meisten Fahrerassistenzsystemen, andererseits können die Informationen für eine intelligente Auslegung des Energiemanagements im Fahrzeug verwendet werden. So ermöglichen Kenntnisse über aktuelle oder zukünftige Fahrsituationen den Energiehaushalt des Fahrzeugs situationsgerecht einzustellen. Vor allem elektrische Energiespeicher in Hybridfahrzeugen lassen sich je nach Anforderung der Fahrsituation vorkonditionieren: bei zu erwartendem Energiemangel oder Überschuss kann der Ladezustand prädiktiv angehoben bzw. abgesenkt werden. Analog zum Ladezustand von elektrischen Energiespeichern können andere Regelgrößen wie z.B. die Motorkühlmitteltemperatur oder die Klimakompressorleistung an aktuelle und kommende Fahrsituationen anpassen und dadurch der Energieverbrauch gesenkt werden. Für einen detaillierteren Einblick zum Thema situationsadaptives Energiemanagement wird an dieser Stelle auf Wilde u. a. [2008] verwiesen. Die weitere Arbeit beschränkt sich auf die Erkennung von Fahrsituationen und Fahrmanövern für Fahrerassistenzsysteme.

Wie in Kapitel 2.3 bereits ausführlich beschrieben, unterstützen Fahrerassistenzsysteme den Fahrer beim Erledigen seiner Fahraufgaben. Diese Aufgaben müssen dem Fahrerassistenzsystem für eine adäquate und zielgerichtete Unterstützung bekannt sein. Sie ergeben

sich wiederum aus der Fahrsituation, in der sich das System Fahrer-Fahrzeug befindet, und den Fahrmanövern, die durchgeführt werden. Somit ist eine zuverlässige Fahrsituations- und Fahrmanövererkennung Voraussetzung für fast jedes Fahrerassistenzsystem. Kapitel 3.1 zeigte bereits die Verarbeitungsschritte von Fahrerassistenzsystemen und die Rolle der Situationserkennung auf. Dabei werden Fahrerassistenzsysteme als Insellösungen mit den entsprechenden Einschränkungen modelliert. Ein generischer Ansatz zur Situations- und Manövererkennung, vorgestellt in dieser Arbeit, erlaubt diese Nachteile zu überwinden. In Abbildung 5.1 ist der Signalverarbeitungsprozess mehrerer Fahrerassistenzsysteme mit zentraler Situationserkennung dargestellt.

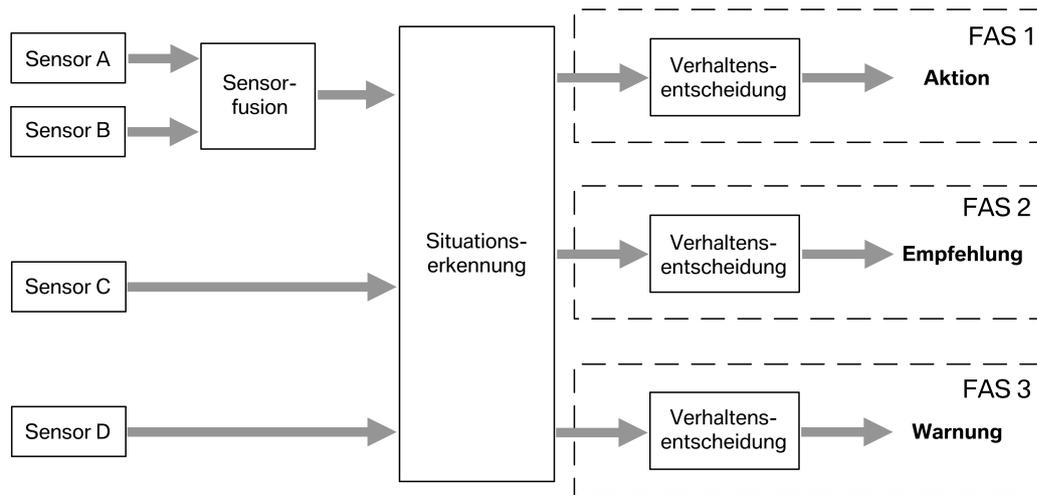


Abbildung 5.1: Signalverarbeitung von FAS mit zentraler Situationserkennung

Informationen unterschiedlicher diversitärer aber auch redundanter Sensoren werden einer zentralen Situations- und Manövererkennung bereitgestellt und daraus eine ganzheitliche und interpretierte Abbildung der Fahrumgebung erzeugt. Diese interpretierten Umgebungsinformationen werden an die verschiedenen Fahrerassistenzsysteme weitergegeben. Die Assistenzsysteme generieren Hinweise, Warnungen oder Aktionen anhand der extrahierten Situationen und Manöver und einer dezentral nachgeschalteten Verhaltensentscheidung. Eine zentrale Situationserkennung stellt sicher, dass sämtliche Assistenzfunktionen auf dieselben Situationsinformationen reagieren. Damit werden konsistente Entscheidungen der unterschiedlichen Fahrerassistenzsysteme erzeugt. Vor allem für sicherheitsrelevante Assistenzsysteme ist eine zentrale Situationsinterpretation, die auf Informationen verschiedener Sensoren und damit einer ganzheitlichen Abbildung der Fahrumgebung basiert, unerlässlich.

Eine große Anzahl von Fahrerassistenzsystemen unterstützt den Fahrer bei der wichtigen Aufgabe der Situationswahrnehmung. Für eine zielgerichtete Unterstützung benötigt das System hierzu Informationen zur subjektiven Sichtweise des Fahrers auf die objektive Situation, der sog. Fahrersituation (vgl. Kapitel 2.1.2). Nur so kann das System durch gezielte Hinweise und Warnungen an den Fahrer für eine Übereinstimmung von subjek-

tiv wahrgenommener und objektiv vorhandener Situation sorgen. Mit Hilfe der aktuellen Fahrsituation sowie Fahrmanöver und Fahrerabsichten erlaubt das nachfolgend vorgestellte Verfahren auch die Fahrersituation probabilistisch zu rekonstruieren. Die Fahrerabsichten spiegeln Fahrmanöver in einer frühen Phase vor der eigentlichen Durchführung wider. Somit bildet die Manövererkennung eine adäquate Methode zur Erkennung von Fahrerabsichten. Bis auf Fahrstil und Fahrleistung werden folglich alle in Kapitel 2.3.3 geforderten Informationen für Fahrerassistenzsysteme bereitgestellt.

Der in dieser Arbeit vorgestellte Ansatz zur Situations- und Manövererkennung erlaubt eine zuverlässige Erkennung relevanter Fahrsituationen und Manöver über ein generisches probabilistisches Verfahren. Dabei werden sowohl unterschiedliche Manöverausprägungen als auch subjektive Situationswahrnehmungen der Fahrer berücksichtigt. Außerdem wird aus der Informationsqualität der Sensoren ein Qualitätsmaß der Situationsentscheidung berechnet und damit die Sensorungenauigkeiten im Modell mitberücksichtigt. Hauptsächlich für sicherheitsrelevante Assistenzsysteme stellt das Qualitätsmaß eine hilfreiche Größe dar. Auch Rückschlüsse von der Situation auf die Sensoren sind möglich, indem der Einfluss der Sensorinformationen auf die jeweilige Situations- oder Manöverentscheidung abgeleitet wird. Damit lassen sich Anforderungen an die entsprechenden Sensoren und deren Genauigkeitsbereich formulieren. Der gesamte Ansatz ermöglicht es darüber hinaus, Möglichkeiten und Grenzen verschiedener Sensorcluster-Konfigurationen zu untersuchen.

Im folgenden Kapitel wird der generische Ansatz zur Situations- und Manövererkennung vorgestellt. Konkrete Anwendungsfälle behandeln die Kapitel 6 und 7. Zunächst wird der Weg von den Fahrerassistenzsystemen über das notwendige Situations- und Manöverwissen zur Realisierung dieser Funktionen bis hin zur Ermittlung des Informationsbedarfs für die Erkennung der relevanten Situationen und Manöver dargestellt. Es wird die gesamte Signalverarbeitungskette von den Informationen zum Fahrumfeld und der Eigenbewegung bis zu aktuellen Situationen und Manövern beschrieben und schließlich die Notwendigkeit der Unschärfe und Ungenauigkeit in der Situationsmodellierung aufgezeigt. Schwerpunkt wird in diesem Kapitel auf der Extraktion der notwendigen Merkmale sowie der Situations- und Manöverklassifikation selbst liegen. Dabei werden die einzelnen Schritte bis hin zur Situations- und Manöverwahrscheinlichkeit sowie Angaben zu deren Ungenauigkeit beschrieben und eine Rechenvorschrift zur Ermittlung der Einflüsse von den Messwerten auf die Situations- und Manöverentscheidung vorgestellt.

5.1 Grundsätzliche Vorgehensweise

Fahrerassistenzsysteme benötigen für eine adäquate Unterstützung des Fahrers beim Durchführen seiner Fahraufgaben, wie bereits erwähnt, interpretiertes Wissen über die Fahrumgebung. Dieser Wissensbedarf ist abhängig von der Komplexität der Fahrerassistenzfunktion, der Aufgabe, bei der sie den Fahrer unterstützt sowie von Anforderungen an die Verfügbarkeit und sicherer Funktionsweise des Systems. Die notwendigen Informatio-

nen werden in Form von Fahrsituationen und Fahrmanövern bereitgestellt. Aus den für das Fahrerassistenzsystem erforderlichen Situationen und Manövern lassen sich wiederum Anforderungen an die Umfelderkennung ableiten. Diese Fragen nach dem notwendigen Situations- und Manöverwissen zur Umsetzung einer Fahrerassistenzfunktion und dem sich daraus ergebenden Informationsbedarf müssen bei einer zielgerichteten Entwicklung von Fahrerassistenzsystemen im Vorfeld beantwortet werden. Die beiden nachfolgenden Abschnitte beschäftigen sich mit dieser Thematik. Darauf aufbauend betrachtet Kapitel 5.1.3 die Signalverarbeitung von den Umgebungsinformationen bis hin zur Situation und dem Manöver ganzheitlich. Unabhängig davon werden in Kapitel 5.1.4 die Begriffe der Unsicherheit, Unschärfe und Ungenauigkeit erläutert, sowie deren Notwendigkeit für die Situations- und Manövermodellierung aufgezeigt.

5.1.1 Situationen und Manöver für Fahrerassistenzsysteme

Fahrerassistenzsysteme müssen sich an den Bedürfnissen, dem Verlangen und den Erwartungen der Fahrer zur Unterstützung bei bestimmten Fahraufgaben orientieren. Assistenzsysteme, die diese Bedingung einhalten, werden stets breite Akzeptanz bei den Fahrzeugführern erhalten. Die Fahraufgaben ergeben sich dabei aus den Situationen, in denen sich das System Fahrer-Fahrzeug befindet und den Manövern, die durchgeführt werden. Im Rückschluss können für eine Unterstützung bei bestimmten Fahraufgaben die notwendigen Situations- und Manöverinformationen extrahiert werden. Damit lässt sich für jedes Fahrerassistenzsystem eine Grundregel mit den zu erkennenden Situationen und Manövern formulieren, nach der das System zu arbeiten hat.

Diese Vorgehensweise wird im Folgenden am Beispiel des Manövers „Spurwechsel“ und der sich daraus ergebenden Teilaufgabe der Zielspurüberwachung verdeutlicht. Der sog. Spurwechselassistent bzw. Spurwechselwarner ist dem Fahrer bei dieser Teilaufgabe behilflich. Für das System lässt sich aus der Aufgabe der Zielspurüberwachung folgende Grundregel ableiten:

*Befindet sich im Verkehrsraum neben mir
eine weitere Fahrspur in gleicher Fahrtrichtung,
auf der sich ein Fahrzeug auf gleicher Höhe befindet
oder ein schnelleres Fahrzeug von hinten annähert
und habe ich die Absicht auf diese Spur zu wechseln,
dann führe eine Warnmeldung aus.*

Diese Grundregel beinhaltet bereits implizit die für den Spurwechselassistenten relevanten Situationen und Manöver. So lassen sich die einzelnen Absätze der Grundregel als Situationen und Manöver auffassen und mit einem entsprechenden Schlagwort repräsentieren. Der erste Absatz „*Befindet sich im Verkehrsraum neben mir eine weitere Fahrspur*

in gleicher Fahrtrichtung“ beschreibt die Situation „Nachbarspur vorhanden“, während der Abschnitt *„auf der sich ein Fahrzeug auf gleicher Höhe befindet“* durch die Situation „Nachbarspur belegt“ repräsentiert werden kann. Über die Aussage „oder ein schnelleres Fahrzeug von hinten annähert“ fließt die Situation „schnelle Objekt-Annäherungsfahrt auf Nachbarspur“ in die Regel mit ein. Das Manöver Eigenspurwechsel ist in der Grundregel im letzten Absatz mit *„und habe ich die Absicht auf diese Spur zu wechseln“* vertreten. Damit ergeben sich für den Spurwechselassistenten folgende zu erkennende Situationen und Manöver:

- Situation: Nachbarspur vorhanden
- Situation: Nachbarspur belegt
- Situation: schnelle Objekt-Annäherungsfahrt auf Nachbarspur
- Manöver: Eigenspurwechsel

Diese einzelnen Situationen lassen sich wiederum zu einer übergeordneten Situation „gefährlicher Spurwechsel“ durch entsprechende UND bzw. ODER- Verknüpfungen zusammenfassen. Der vorgestellte Ansatz erlaubt auch diese finale Verknüpfung mit Hilfe des probabilistischen Netzes.

Dieselben Überlegungen lassen sich für alle weiteren Fahrerassistenzsysteme mit notwendiger Umgebungsinterpretation durchführen. In Kapitel 6 werden nach der gleichen Vorgehensweise die Situationen und Manöver aus denen sich eine Notbremssituation zusammensetzt, extrahiert. Sind relevante Situationsaspekte oder Manöver dem Assistenzsystem z.B. aufgrund technischer Voraussetzungen nicht bekannt, muss dieses Wissen durch gewisse Annahmen ersetzt werden und es kommt dadurch zu Systemeinschränkungen.

5.1.2 Informationsbedarf zur Situations- und Manövererkennung

Nachdem der vorherige Abschnitt den Bedarf an Situations- und Manöverwissen für Fahrerassistenzsysteme behandelte, zeigt dieser Abschnitt den Informationsbedarf zur Erkennung der einzelnen Situationen und Manöver auf. Die Situations- und Manövererkennung soll mit so vielen Informationen wie für eine sichere Erkennung nötig, aber gleichzeitig mit so wenigen wie möglich auskommen. Dafür werden die Situationen und Manöver rhetorisch umschrieben bzw. definiert und aus diesen Umschreibungen die notwendigen Informationen abgeleitet. Die nachfolgenden Situationsbeispiele „Annäherungsfahrt“ und „Überholt werden (links)“ sollen diese Vorgehensweise verdeutlichen.

Für die Situation „Annäherungsfahrt“ ergibt sich folgende rhetorische Umschreibung:

*Befindet sich im Verkehrsraum vor mir ein Fahrzeug
in meiner Fahrspur, das langsamer in gleicher Richtung fährt.*

Diese Definition wird nach ihren relevanten Aspekten aufgegliedert, um daraus die notwendigen Informationen zu bestimmen. Damit ergibt sich für den Ausschnitt „*Befindet sich im Verkehrsraum vor mir ein Fahrzeug*“ die Anforderung an eine Objekterkennung mit longitudinalen und lateralen Objektabstand sowie eine Objektklassifikation. Die Tatsache, ob sich das Fremdfahrzeug „*in meiner Fahrspur*“ aufhält, kann mit Hilfe einer Spurerkennung und Information über die Eigenposition und Objektposition relativ zur Fahrspur beantwortet werden. Mit der Messung der Relativgeschwindigkeit wird schließlich der letzte Aspekt „*das langsamer in gleicher Richtung fährt*“ abgedeckt. Damit sind sämtliche relevante Informationen für eine eindeutige Erkennung der Situation „Annäherungsfahrt“ aufgezeigt.

Nach der gleichen Vorgehensweise kann auch die Situation „Überholt werden (links)“ untersucht werden. Die Situation wird folgendermaßen definiert:

Existiert im Verkehrsraum links neben mir mindestens eine weitere Fahrspur auf der sich in meiner Umgebung ein Fahrzeug befindet, das schneller fährt als ich.

Daraus lässt sich folgender Informationsbedarf für eine sichere Erkennung der Situation „Überholt werden (links)“ ableiten:

- Spurerkennung mit Eigenposition und Objektposition relativ zur Fahrspur
- Objekterkennung mit longitudinalen und lateralen Objektabstand sowie Relativgeschwindigkeit
- Objektklassifikation

Beim Vergleich dieser beiden Situationsbeispiele fällt auf, dass zur Erkennung der jeweiligen Situation die gleichen Informationen bezüglich der Fahrumgebung notwendig sind. Bei Betrachtung weiterer Situationen und Manöver wird deutlich, dass diese „Basisinformationen“ zur Erkennung von einer Vielzahl an Situationen und Manöver ausreichend sind. Auf welche Weise die Informationen gemessen oder bereitgestellt werden, hat zwar keinen direkten Einfluss auf das vorgestellte Verfahren, wird im nächsten Abschnitt dennoch kurz betrachtet. Unter Berücksichtigung gewisser Annahmen und Vereinfachungen kann auf bestimmte Informationen verzichtet und diese durch ein Modell ersetzt werden.

5.1.3 Aufbau der Signalverarbeitungskette

In diesem Abschnitt werden die Verarbeitungsschritte von den notwendigen Informationen zur Erkennung einer Situation bzw. eines Manövers bis hin zur erkannten Situation bzw. dem erkannten Manöver aufgezeigt. Dabei wird der Umfang dieser Arbeit abgegrenzt.

Grundlage jeder Situations- und Manövererkennung ist das Fahrumfeld, in dem sich das System Fahrer-Fahrzeug eingebettet sieht, sowie die Bewegungen und Handlungen, die es in diesem Umfeld durchführt. Zur Erfassung dieser Größen muss das Fahrzeug mit

entsprechenden Sensoren ausgestattet sein. Sensorik für die Messung der Eigenbewegung wird unter dem Begriff „Fahrzeuginertialsensorik“ zusammengefasst und besteht meist aus mehreren Beschleunigungs- und Gierratensensoren. Die Fahrumgebung wird durch sog. Umgebungssensoren wahrgenommen, die sich grundsätzlich in aktive und passive Sensoren einteilen lassen. Aktive Sensoren grenzen sich zu passiven Sensoren dadurch ab, dass sie ihre Ziele aktiv mit einer selbst erzeugten Strahlung beleuchten und die rückgestreute Strahlung wieder detektieren. Dieses Verfahren bringt den Vorteil mit sich, unabhängig von externer Beleuchtung zu sein. Es ermöglicht somit auch bei diffusen Beleuchtungsverhältnissen sichere Messungen. Aktive Sensoren sind beispielsweise Radar- oder Lidarsensoren. Während Radarsensoren elektromagnetische Wellen aussenden, tastet der Lidarsensor seine Umgebung durch infrarote Laserpulse ab. Die ausgesendete Energie wird schließlich vom Sensor wieder empfangen und daraus Objektposition und Objektgeschwindigkeit bestimmt. Detaillierte Beschreibungen zu der Funktionsweise von Radarsensoren sind beispielsweise in Huder [1999] oder Mende [1999] zu finden. In Kapitel 6.2 werden die in dieser Arbeit verwendeten Short Range-Radarsensoren und Long Range-Radarsensoren kurz vorgestellt. Mit der Lidartechnologie zur Fahrumfelderfassung befassen sich z.B. Kapp und Brugger [2004]. Der bekannteste Vertreter der Gruppe der passiven Sensoren ist die Kamera. Das Haupteinsatzgebiet von Kameras liegt in der Spurerkennung und Objektklassifizierung.

Die einzelnen Sensorsignale erzeugen schließlich eine auf die funktionsrelevanten Bereiche begrenzte Abbildung des Fahrumfelds. Hierzu werden die Informationen gegebenenfalls gefiltert, fusioniert und zeitlich verfolgt. Während die Sensorfusion die Signale der redundanten Sensoren zusammenführt, erfolgt beim Tracking die zeitliche Zuordnung der Informationen. Die Vorverarbeitung der Sensorsignale ist eine notwendige Stufe für die darauf folgende Situations- und Manövererkennung, aber nicht Gegenstand dieser Arbeit. Umfangreiche Informationen zu unterschiedlichen Tracking-Verfahren und Fusionsalgorithmen sind in Bar-Shalom [1990] und Bar-Shalom und Li [1995] zu finden. Das in dieser Arbeit verwendete Fusions- und Tracking-Verfahren mit der entsprechenden Architektur wird in Kapitel 6.2 vorgestellt und ausführlich in de Castro Bonfim [2004] beschrieben.

Zur Verwendung der Informationen z.B. in Fahrerassistenzsystemen müssen diese geeignet interpretiert werden. Dieser Schritt erfolgt in der Situations- und Manövererkennung. Aus dem unbewerteten Szenewissen lassen sich relevante Situationsaspekte und Manöver extrahieren. Die Fahrumfeldinformationen und die Informationen zur Eigenbewegung werden aus Sicht des Systems Fahrer-Fahrzeug bewertet. Dabei werden zunächst situations- bzw. manöverspezifische Merkmale berechnet und mit Hilfe dieser Merkmale die Situation bzw. das Manöver klassifiziert. Mit der Merkmalsextraktion beschäftigt sich Kapitel 5.3, die Situations- und Manöverklassifikation selbst behandelt Kapitel 5.4. In Abbildung 5.2 ist die Signalverarbeitung von den Sensoren bis hin zur klassifizierten Situation bzw. dem klassifizierten Manöver schematisch dargestellt.

Die nachfolgende Applikation ist in diesem Bild nicht mehr dargestellt. Der eingerahmte Bereich stellt den Ausschnitt der Signalverarbeitungskette dar, mit dem sich diese Arbeit

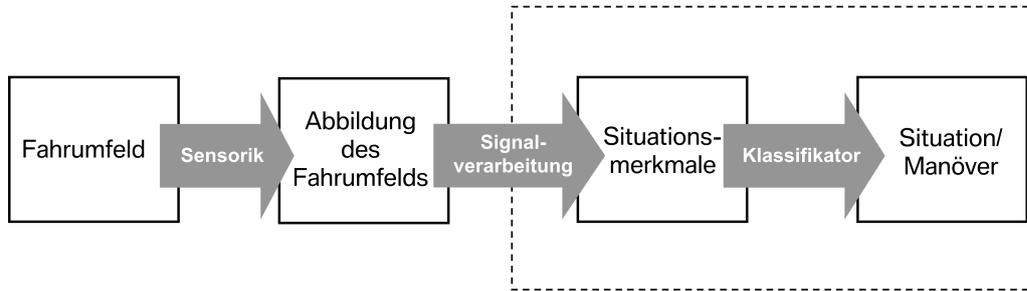


Abbildung 5.2: Signalverarbeitungskette zur Situations- und Manövererkennung

beschäftigt.

5.1.4 Unschärfe, Ungenauigkeit und Unsicherheit bei der Situations- und Manövermodellierung

Die Erkennung von Fahrsituationen und Fahrmanövern erfolgt über ein stochastisches Modell aus den gemessenen Informationen zur Fahrumgebung und Eigenbewegung. Das stochastische Modell zieht die zufällige Variabilität in die Modellbildung mit ein. Sowohl die Umsetzung von Fahrmanövern, als auch das Empfinden und die Sichtweise auf die vorliegende Fahrsituation können abhängig von Fahrer, Fahrzeug und Umwelt variieren. Damit lässt sich keine eindeutige und präzise Beschreibung angeben. Es entsteht eine gewisse Unsicherheit in der Situations- und Manöverentscheidung aufgrund der unscharfen Situationswahrnehmung und Manöverdurchführung. Dieser Unsicherheitsaspekt wird über die Situations- und Manöverwahrscheinlichkeit beschrieben und ist im Modell in Abbildung 5.3 über den linken Zweig dargestellt.

Der rechte Zweig zeigt eine weitere Unsicherheitsursache basierend auf der Ungenauigkeit der Messgrößen. Gemessene und beobachtete Daten stellen eine spezielle Art von Information dar. Obwohl die gemessenen Informationen augenscheinlich als „exakt“ angesehen werden, sind auch diese bei näherer Betrachtung mit bestimmten Unsicherheit behaftet. Alle Sensoren und Messgeräte besitzen eine beschränkte, meist vom Hersteller angegebene Messgenauigkeit. Datenqualität, Genauigkeit oder Ungenauigkeit von Daten sind nach Viertl und Hareter [2005] ein grundlegender Aspekt von Messungen, der quantitativ beschrieben werden muss, um unrealistische Analyseresultate zu vermeiden. Diese Messungenauigkeit ist allerdings qualitativ verschieden von der Zufälligkeit und wird in der stochastischen Modellbildung durch die stochastische Komponente nicht erfasst. Die Ungenauigkeit der Daten darf auch nicht als Ersatz zur Wahrscheinlichkeitstheorie aufgefasst, sondern muss vielmehr als ein ergänzendes Konzept für die mathematische Beschreibung und Behandlung nichtstochastischer Unsicherheiten angesehen werden.

Die Unsicherheit hinsichtlich der Wahrheit einer Aussage setzt sich damit einerseits aus der sensorbedingten ungenauen Umgebungserfassung, andererseits aus der fahrerabhän-

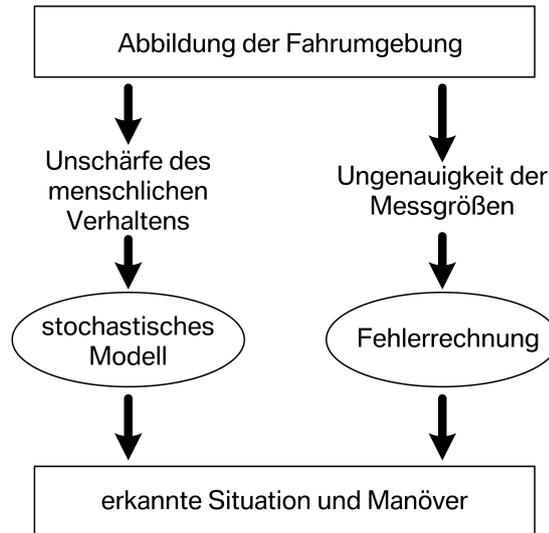


Abbildung 5.3: Unsicherheit bei der Erkennung von Fahrsituationen und Fahrmanövern

gigen unscharfen Situationswahrnehmung und Manöverdurchführung zusammen. Diese unabhängigen Unsicherheitsursachen werden in dem vorgestellten Verfahren separat modelliert. Es entsteht ein hybrider Ansatz, der zwei verschiedene Arten von Unsicherheiten vereint.

In Abbildung 5.4 ist der in dieser Arbeit realisierte Weg von den Messwerten und Messwertungenauigkeiten bis zu den mit Unsicherheit behafteten Situationen und Manövern aufgezeigt. Die unterschiedlichen Unsicherheitsursachen werden über die beiden Pfade dargestellt. So spiegelt der linke Pfad die fahrerbedingte Unsicherheit modelliert über die Wahrscheinlichkeit wider, während der rechte Pfad die sensorbedingte Unsicherheit im System in Form von Messungenauigkeiten beschreibt. Zur Bestimmung der Situations- und Manöverwahrscheinlichkeit werden zunächst aus den Messwerten spezifische Merkmale berechnet. Diese Merkmale werden fest definierten Situations- oder Manöverbegriffen mit einem bestimmten kontinuierlichen Grad der Zugehörigkeit zugeordnet. Die Situationen und Manöver bestimmen sich aus den Merkmalszugehörigkeitsgraden mit einer gewissen auf der Unschärfe basierenden Wahrscheinlichkeit. Die Wahrscheinlichkeit beschreibt somit die Unsicherheit in der Situations- und Manöverentscheidung basierend auf der unscharfen Situationswahrnehmung und Manöverdurchführung der Fahrer. Aus den sensorbedingten Ungenauigkeiten werden die daraus resultierenden Ungenauigkeiten der Merkmale und auch die Ungenauigkeit des Merkmalszugehörigkeitsgrads berechnet. Die Ungenauigkeiten werden dabei als Varianzen modelliert. Schließlich erfolgt anhand des probabilistischen Netzes die Berechnung eines sensorbedingten Qualitätsmaßes der Situations- und Manöverentscheidung in Form von Ungenauigkeitsaussagen.

Die Situationen und Manöver werden damit über eine Wahrscheinlichkeit zur Beschreibung der fahrerspezifischen Unsicherheit und einer Ungenauigkeit, die ein sensorbedingtes

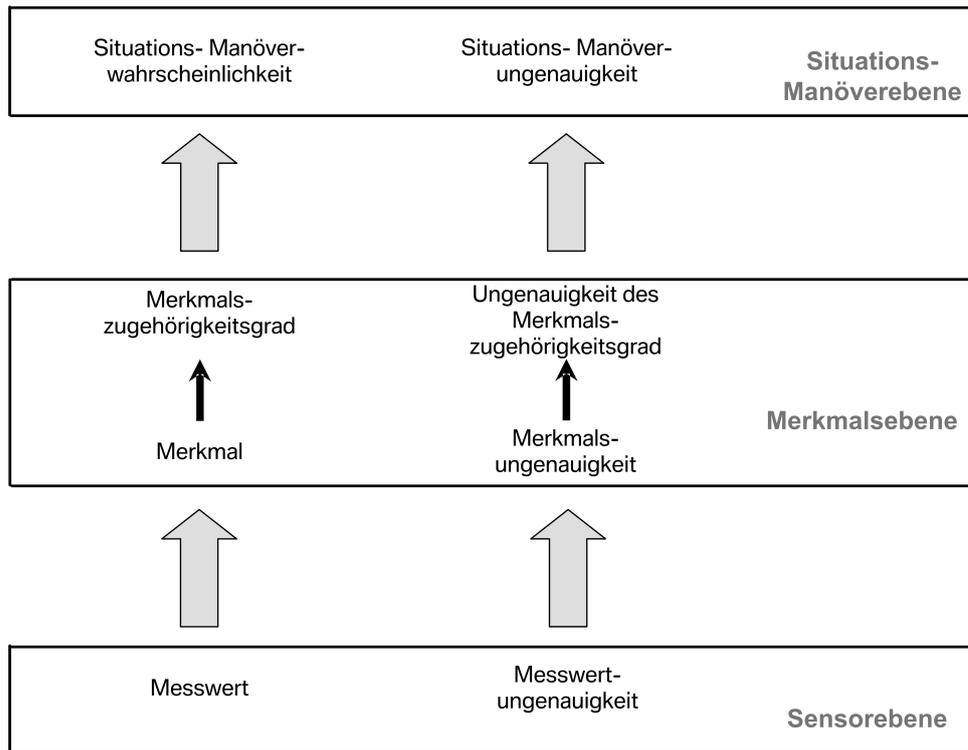


Abbildung 5.4: Bestimmung der Wahrscheinlichkeit und Ungenauigkeit

Ungenauigkeitsintervall der Wahrscheinlichkeitsaussage beschreibt, dargestellt.

5.2 Aufbau des Gesamtsystems

Die vorgestellte Situations- und Manövererkennung interpretiert die gewonnene Abbildung der Umgebung und der Eigenbewegung, indem wahrscheinlichkeitsbasierte Situationen und Manöver extrahiert werden. Diese Situations- und Manöveraussagen werden über ein probabilistisches Netz, kombiniert mit einer unscharfen Fuzzy-Zuordnung, gewonnen. In Abbildung 5.5 ist das Gesamtsystem mit den einzelnen Verarbeitungsschritten bis zur Situationsentscheidung dargestellt.

Eingangsgrößen stellen bereits fusionierte, gefilterte und gegebenenfalls zeitlich verfolgte Informationen zur Fahrzeugbewegung und Fahrumgebung dar. Aus diesen Daten werden über eine Merkmalsextraktion die situations- und manöverspezifischen Merkmale bestimmt. Die Merkmalswerte werden mit Hilfe einer unscharfen situationsabhängigen Zugehörigkeitsfunktion auf das Einheitsintervall transformiert. Die somit bestimmten Merkmalszugehörigkeitsgrade sind die Eingangsgrößen des probabilistischen Netzes. Das Netz dient zur Fusion der spezifischen Merkmale und leitet daraus eine wahrscheinlichkeitsbasierte Situations- und Manöverentscheidung ab. Parallel dazu können die sensorbedingten

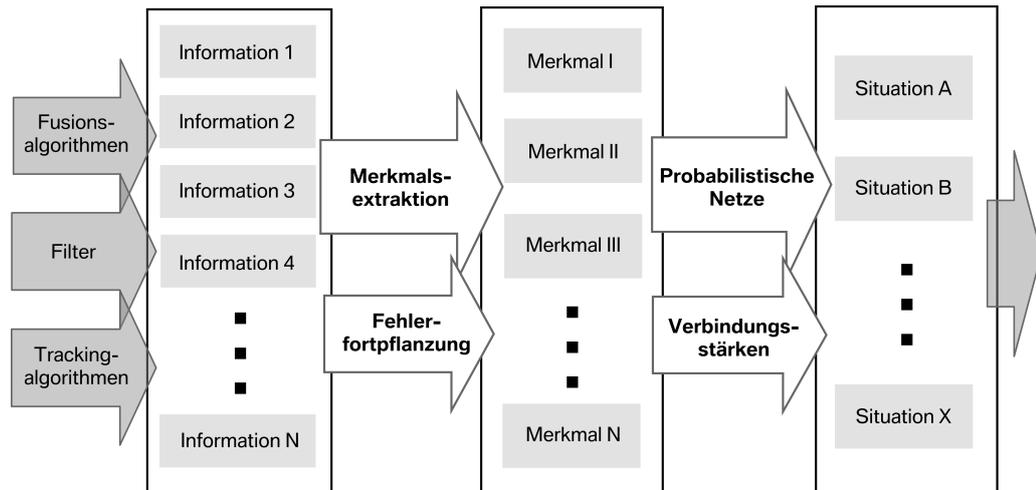


Abbildung 5.5: Struktur des gesamten Systems

Ungenauigkeiten mit einem Fehlerfortpflanzungsverfahren auf die Merkmale propagiert werden. Die Merkmalsungenauigkeiten stehen dem Netz ebenfalls als Eingangsgrößen zur Verfügung und bilden mit Hilfe der Verbindungsstärken im Netz die Grundlage zur Bestimmung der Ungenauigkeit von den Situations- und Manöveraussagen. Der Ansatz erlaubt zudem eine Relevanzbewertung der einzelnen Merkmale bzw. Sensorinformationen auf die Situationsentscheidung. Die Verbindungsstärken im Netz dienen zur Merkmalsbewertung. Die Bewertung der Sensorinformationen erfolgt anhand einer Sensitivitätsanalyse angewandt auf die Merkmalsextraktion. Die erkannten Situationen und Manöver können wiederum Merkmale für übergeordnete Fahrsituationen und Fahrmanöver darstellen.

Die beiden nachfolgenden Abschnitte erläutern zunächst die Merkmalsextraktion und schließlich die darauf folgende Situations- und Manöverklassifikation.

5.3 Situations- und Manövermerkmale

In diesem Kapitel wird neben der Berechnung der situations- und manöverspezifischen Merkmalswerte selbst eine Möglichkeit aufgezeigt, aus den sensorbedingten Ungenauigkeiten der Messwerte auf die Ungenauigkeiten der Merkmale zu schließen. Zudem wird ein Verfahren vorgestellt, das es ermöglicht den Einfluss der einzelnen Messwerte auf die Merkmalsberechnung zu bestimmen.

5.3.1 Merkmalsmodell

Merkmale stellen Indizien für das Vorhandensein bzw. Nicht-Vorhandensein einer Situation oder eines Manövers dar. Diese situations- bzw. manöverspezifischen Merkma-

le y_k berechnen sich über einen funktionalen Zusammenhang aus den vorverarbeiteten Umgebungs- und Fahrzeuginformationen x_i :

$$y_k = f(x_1, x_2, \dots, x_n) \quad (5.1)$$

Die Berechnung der Merkmalsungenauigkeit und der Einflüsse der Messwerte verlangt die Differenzierbarkeit der Merkmalsgleichung nach den einzelnen Messgrößen. In Kapitel 6.3.1 wird die Extraktion der Merkmale für die Situation „Annäherungsfahrt“ vorgestellt. Kapitel 6.4.1 befasst sich mit den Merkmalsmodellen für das Manöver „Spurwechsel“. Dabei wird sowohl der Spurwechsel des Eigenfahrzeugs als auch Spurwechsel von Fremdfahrzeugen in der eigenen Fahrspur behandelt.

5.3.2 Merkmalsungenauigkeit

Die Messgrößen werden mit einer vom Messprinzip und der Sensorgüte abhängigen eingeschränkten Genauigkeit gemessen. Diese Ungenauigkeit wird meist von den Sensorherstellern für die jeweiligen Sensoren spezifiziert. Abhängig von den Messgrößen aus denen sich das Merkmal zusammensetzt, ergibt sich für jedes Merkmal ein entsprechender Ungenauigkeitswert. Die Ungenauigkeiten der Messwerte und die daraus resultierenden Merkmalsungenauigkeiten werden als Varianzen modelliert. Die Fortpflanzung der Messungenauigkeiten erfolgt mit Hilfe der Gaußschen Fehlerfortpflanzung (vgl. Kapitel 4.3) angewandt auf den nach Gleichung 5.1 beschriebenen Zusammenhang. Die Merkmalsvarianz $\sigma_{y_k}^2$ ergibt sich demnach zu:

$$\sigma_{y_k}^2 = \sum_{i=1}^n \left(\frac{\partial f}{\partial x_i} \right)^2 \cdot \sigma_{x_i}^2 \quad (5.2)$$

Dabei werden die sensorbedingten Messwertvarianzen $\sigma_{x_i}^2$, gewichtet mit der nach den Messgrößen abgeleiteten Merkmalsfunktion, aufsummiert. Wie oben bereits erwähnt, ist die Differenzierbarkeit der mathematischen Verknüpfung $f(x)$ Voraussetzung hierfür. In den Kapiteln 6.3.1 und 6.4.1 werden die Merkmalsungenauigkeiten exemplarisch wiederum für die Situation „Annäherungsfahrt“ und für das Manöver „Spurwechsel“ berechnet.

5.3.3 Einfluss der Messwerte

Der Einfluss eines Messwerts auf die Merkmalsberechnung gibt die Empfindlichkeit des Merkmals bezüglich einer Veränderung der Messgröße an. Diese Relevanzbewertung der Messgrößen auf die einzelnen Merkmale erfolgt über eine Sensitivitätsanalyse, indem wiederum das Merkmalsmodell nach den einzelnen Messgrößen abgeleitet wird, diesmal gewichtet mit den Wertebereichen W_{x_i} der Messgrößen:

$$\text{infl}_{X_i \rightarrow Y_k} = \left| \frac{\partial f}{\partial x_i} \right| \cdot W_{x_i} \quad (5.3)$$

Die Wertebereiche der einzelnen Messgrößen werden mit einbezogen, um Messgrößen mit einem hohen Variationsbereich nicht zu benachteiligen. Die Ableitung der Merkmalsgleichung nach den Messgrößen gibt die Veränderung des Merkmalswertes bei einer Variation der entsprechenden Messgröße um ein gewisses Intervall an. Dabei wird nicht beachtet, dass Messgrößen mit größeren Wertebereichen auch größeren Variationen unterworfen sind. Diese Tatsache wird durch die Zunahme des Wertebereichs berücksichtigt. Die Einflusswerte sämtlicher Messgrößen aus denen sich ein Merkmal zusammensetzt addieren sich nach der Normierung stets zu 1:

$$\text{INFL}_{X_i \rightarrow Y_k} = \frac{\text{infl}_{X_i \rightarrow Y_k}}{\sum_i \text{infl}_{X_i \rightarrow Y_k}} \quad (5.4)$$

Anwendungsbeispiele hierfür sind in den Kapiteln 6.3.1 und 6.4.1 zu finden. Die Einflüsse der einzelnen Messwerte auf das Merkmal werden im nächsten Schritt mit dem Einfluss des entsprechenden Merkmals auf die Situations- bzw. Manöverentscheidung verknüpft (siehe Kapitel 5.4.4). Daraus ergibt sich die Relevanz der Messgrößen für die Bestimmung der Situation bzw. des Manövers.

5.4 Situations- und Manöverklassifikation

Die Situations- und Manövererkennung erfolgt über ein probabilistisches Netz mit den Merkmalen als Eingangsgrößen. Hierzu werden die einzelnen Merkmale zunächst unscharf abgebildet. Es entsteht ein Merkmalszugehörigkeitsgrad zu der entsprechenden Situation bzw. dem Manöver. Abschnitt 5.4.1 erläutert diese Vorgehensweise. Die weiteren Abschnitte beschreiben die Bestimmung der Situations- oder Manöverwahrscheinlichkeit, sowie der entsprechenden Ungenauigkeit als Gütemaß. Außerdem wird ein Ansatz zur Berechnung der Einflüsse der einzelnen Merkmale auf die Situations- bzw. Manöverentscheidung vorgestellt.

5.4.1 Merkmalszugehörigkeitsfunktion

Die Merkmalszugehörigkeitsfunktion bildet die Merkmale situations- bzw. manöverspezifisch unscharf auf das Einheitsintervall ab. Das bedeutet, es wird jedem Merkmalswert ein Betrag zwischen 0 und 1 zugeordnet. Dieser Betrag fungiert als Indiz inwiefern der Merkmalswert für das Vorhandensein bzw. Nicht-Vorhandensein einer Situation oder eines Manövers spricht. Im übertragenen Sinn wird dabei dem Merkmalswert ein Evidenzmaß

in Bezug auf die zu erkennende Situation oder dem Manöver beigeordnet. So stellen Merkmalswerte mit einem Zugehörigkeitsgrad von 1 einen besonders situationstypischen Wert dar, während Merkmalswerte mit einem Zugehörigkeitsgrad von 0 einen extrem situationsuntypischen Wert widerspiegeln. Hierfür kommen die aus der Fuzzy-Logik bekannten Zugehörigkeitsfunktionen zum Einsatz. Abbildung 5.6 zeigt eine rampenförmige Merkmalszugehörigkeitsfunktion Π , die jedem Merkmalswert y_k einen Zugehörigkeitsgrad μ_{y_k} zuordnet:

$$\mu_{y_k} = \Pi(y_k) \quad (5.5)$$

Die Rampenform ist eine der einfachsten Ausprägungen, mit der sich aber gute Ergebnisse erzielen lassen. Die Funktion wird definiert über die Obergrenze y_{lim1} und Untergrenze y_{lim2} des unscharfen Bereichs. Im Normalfall sollten sich die Merkmalswerte zwischen oder in der Nähe dieser Grenzen bewegen. Ist dies nicht der Fall und geht das Merkmalsmodell häufig und extrem in den Sättigungsbereich, muss die Parametrisierung der Grenzen angepasst werden. Zugehörigkeitsfunktionen können grundsätzlich jede beliebige Form annehmen. Es muss lediglich beachtet werden, dass jedem Merkmalswert genau ein Zugehörigkeitsgrad zugeordnet wird.

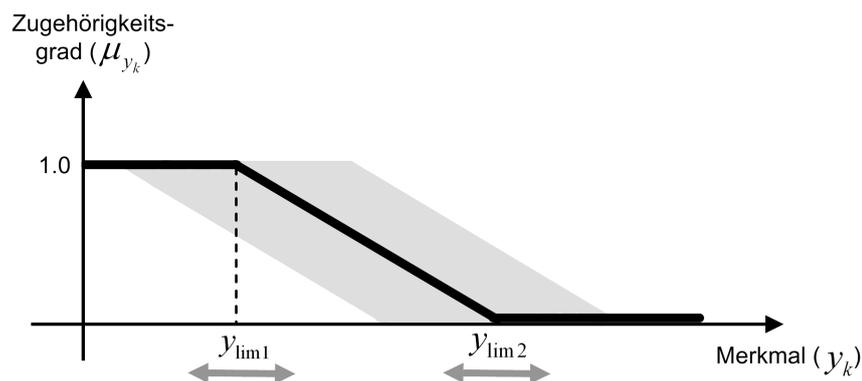


Abbildung 5.6: Merkmalszugehörigkeitsfunktion

Die Zugehörigkeitsfunktion gibt wie bereits oben erwähnt situations- bzw. manövertypische Merkmalswerte an. Diese Werte können allerdings abhängig von Fahrstil und auch Fahrscene variieren. Ein Fahrer mit einem sportlichen Fahrstil wird z.B. das Manöver „Spurwechsel“ auf eine unterschiedliche Art und Weise als ein etwas konservativerer Fahrer durchführen. Daraus resultieren verschiedene manövertypische Merkmalswerte, beispielsweise für die Gierrate oder die Querschleunigung. Ähnliche Überlegungen gelten auch für die Fahrscene, in der sich das Fahrer-Fahrzeug System befindet. So ist leicht vorstellbar, dass sich Fahrer z.B. auf der Autobahn anders als im Stadtverkehr verhalten und damit Fahrsituationen aber auch Fahrmanöver unterschiedliche Charakteristika aufweisen. Diese Tatsachen lassen sich in dem vorgestellten System berücksichtigen, indem die Merkmalszugehörigkeitsfunktion an den Fahrstil und die Fahrscene angepasst

wird. Durch Verschiebung der Grenzen der Zugehörigkeitsfunktion, wie in Abbildung 5.6 über die Doppelpfeildarstellung angedeutet, können die situations- bzw. manövertypischen Merkmalswerte an den Fahrstil und die Fahrscene adaptiert werden.

Neben dem Merkmalswert muss auch die Merkmalsvarianz über die Zugehörigkeitsfunktion transformiert werden. Diese Transformation erfolgt wiederum mit Hilfe der Fehlerfortpflanzung, diesmal angewandt auf die Merkmalszugehörigkeitsfunktion:

$$\sigma_{\mu_k}^2 = \left(\frac{\partial \Pi(y_k)}{\partial y_k} \right)^2 \cdot \sigma_{y_k}^2 \quad (5.6)$$

Voraussetzung hierfür ist, dass sich die Funktion zumindest bereichsweise analytisch beschreiben und ableiten lässt. Die Rampenfunktion erfüllt diese Eigenschaften. Es stehen damit ein unscharfer situationsspezifischer Merkmalszugehörigkeitsgrad μ_{y_k} und die korrespondierende Standardabweichung σ_{μ_k} zur Verfügung. Diese beiden Werte dienen als Eingangsgrößen für das probabilistische Netz.

5.4.2 Situationsmodell

Aus den Merkmalen und Merkmalszugehörigkeitsgraden werden über baumartig strukturierte probabilistische Netze nach Kapitel 4.2 Situationen und Manöver mit einer gewissen auf der Unschärfe basierenden Wahrscheinlichkeit bestimmt. Der Wahrscheinlichkeitswert gibt dabei an, inwiefern die gegebenen Umgebungsgrößen mit dem Modell von der zu erkennenden Situation bzw. dem zu erkennenden Manöver übereinstimmen. In Abbildung 5.7 ist ein prototypisches Netz für die Erkennung von Fahr Situationen und Fahrmanövern dargestellt. Der SIT-Knoten repräsentiert dabei den Hypothesenknoten der gesuchten Situations- bzw. Manöverwahrscheinlichkeit, die Y-Knoten stehen für die unterschiedlichen Merkmale mit Hilfe derer die Situation oder das Manöver klassifiziert werden. Zwischenknoten, die weder ein Merkmal noch die Situation oder das Manöver repräsentieren werden in dieser Darstellung als X-Knoten bezeichnet.

Die Merkmalszugehörigkeitsgrade fließen als virtuelle Evidenzen in das Netz ein. Stellt der Merkmalsknoten einen Blattknoten im Netz dar, am Beispiel des skizzierten Netzes die Knoten Y_1 bis Y_3 , werden diese über den λ -Vektor berücksichtigt:

$$\lambda(y_k) = \begin{pmatrix} \mu_{y_k} \\ 1 - \mu_{y_k} \end{pmatrix} \quad (5.7)$$

Für den seltenen Fall, in dem Merkmalsknoten einen Wurzelknoten im Netz bilden (Knoten Y_4), werden die Merkmalszugehörigkeitsgrade über den π -Vektor in das Netz mit einbezogen:

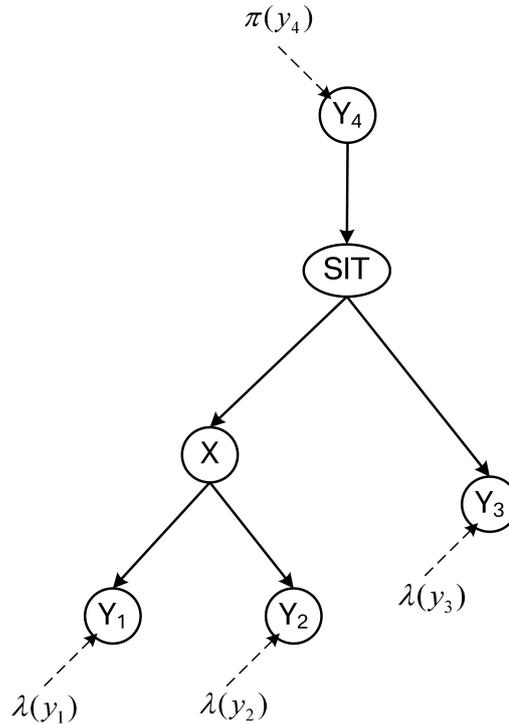


Abbildung 5.7: Probabilistisches Netz zur Erkennung von Fahrsituationen und Fahrmanövern

$$\pi(y_k) = \begin{pmatrix} \mu_{y_k} \\ 1 - \mu_{y_k} \end{pmatrix} \quad (5.8)$$

Die Situations- bzw. Manöverwahrscheinlichkeit berechnet sich aus den bottom-up Botschaften der Merkmalsblattknoten und den top-down Botschaften der Merkmalswurzelknoten zu:

$$BEL(sit) = \alpha \lambda(sit) \pi(sit) \quad (5.9)$$

Wie in Kapitel 4.2 bereits erwähnt, dient α ausschließlich der Normierung. $\lambda(sit)$ repräsentiert sämtliche Informationen der Merkmalsblattknoten und wird durch einfaches Multiplizieren der λ -Botschaften der Nachbarkindknoten berechnet. Für das oben definierte Netz ergibt sich $\lambda(sit)$ zu:

$$\lambda(sit) = \lambda_X(sit) \cdot \lambda_{Y_3}(sit) \quad (5.10)$$

$\pi(sit)$ berechnet sich nach Gleichung 4.8 aus der bedingten Übergangswahrscheinlichkeit und der Botschaft des Nachbar Elternknoten. Für den oben aufgezeigten Fall ist der direkte Elternknoten von SIT der Merkmalswurzelknoten Y_4 . $\pi(sit)$ berechnet sich demnach zu:

$$\pi(sit) = \sum_{y_4} P(sit|y_4)\pi_{sit}(y_4) = \pi_{sit}(y_4) \bullet M_{sit|y_4} \quad (5.11)$$

Das Propagieren der Merkmalsbotschaften durch das Netz bis hin zum Situations- bzw. Manöverknoten erfolgt nach den Gleichungen 4.9 und 4.10. Für die Verbreitung der bottom-up Nachrichten z.B. vom Merkmalsblattknoten Y_3 an den SIT-Knoten ergibt sich somit:

$$\lambda_{Y_3}(sit) = \sum_{y_3} \lambda(y_3)P(y_3|sit) = M_{y_3|sit} \bullet \lambda(y_3) \quad (5.12)$$

Die top-down Botschaften z.B. von Merkmalswurzelknoten Y_4 an den SIT-Knoten werden nach Gleichung 5.13 im Netz verschickt.

$$\pi_{SIT}(y_4) = \alpha\pi(y_4) = \frac{BEL(Y_4)}{\lambda_{SIT}(Y_4)} \quad (5.13)$$

Nachdem sämtliche Merkmalsinformationen von den Merkmalsknoten entweder bottom-up oder top-down an den SIT-Knoten verschickt wurden, kann nach Gleichung 5.9 die Situations- oder Manöverwahrscheinlichkeit $BEL(sit)$ bestimmt werden.

Zur Erkennung komplexer Situationen und Manöver kann das Netz kaskadiert aufgebaut werden, indem Situationen als Merkmale übergeordneter Situationen und Manöver fungieren oder Merkmale zu Merkmalsgruppen zusammengefasst werden. Es entsteht damit ein über mehrere Ebenen aufgespanntes Netzgefüge.

Die bedingten Übergangswahrscheinlichkeiten, dargestellt als Conditional Probability Table (CPT) bzw. als Übergangsmatrix M , bilden das zentrale Element zum Propagieren von Informationen durch das probabilistische Netz. Sie beschreiben den Zusammenhang zwischen zwei benachbarten Knoten und damit die Abhängigkeiten und Auswirkungen der Merkmale auf die Situations- oder Manöverentscheidung. Dabei steht jeder Eintrag für die Wahrscheinlichkeit eines Zustandes des Kindknotens unter der Bedingung des Zustandes des Elternknotens. Es entsteht folglich eine Matrix mit n Zeilen und m Spalten, wobei n die Zahl der Zustände des Elternknotens und m die Zahl der Zustände des Kindknotens repräsentieren. Die Anzahl der Knotenzustände beschränken sich im Netz zur Erkennung von Fahrsituationen und Fahrmanövern auf 2. Die Zustände der Merkmalsknoten ergeben sich aus dem entsprechenden Merkmalszugehörigkeitsgrad und dessen Komplement und sind damit auf 2 Zustände beschränkt. Gleiches gilt für den Situations- bzw. Manöverknoten, auch dessen Zustände sind auf die Wahrscheinlichkeit für das Vorhandensein und dem Komplement, nämlich die Wahrscheinlichkeit für das Nicht-Vorhandensein der Situation oder des Manövers, beschränkt. Es ergeben sich somit in diesem System stets CPTs mit 4 Einträgen bzw. 2×2 Übergangsmatrizen.

Im nachfolgenden Abschnitt wird ein Verfahren zur Bewertung der berechneten Situations- bzw. Manöverwahrscheinlichkeit vorgestellt. Dieses Gütemaß basiert auf den Ungenauigkeiten der Sensoren und gibt einen Vertrauenswert für die in diesem Abschnitt berechneten Ergebnisse der Situations- und Manöverentscheidung an.

5.4.3 Situationsunsicherheit

Die zweite Unsicherheitsquelle neben der unscharfen Situationswahrnehmung und Manöverdurchführung ist die ungenaue Abbildung der Umgebung aufgrund eingeschränkter Sensorgenauigkeiten. Die Ungenauigkeit bzw. Varianz der Situations- oder Manöverentscheidung basiert auf diesen Sensorungenauigkeiten. Das damit bestimmte Qualitätsmaß gibt eine Art Vertrauenswert für die Situations- oder Manöverwahrscheinlichkeit an und beschreibt, welchen Schwankungen das Ergebnis aufgrund der eingesetzten Sensorik unterliegt bzw. unterliegen kann.

Die Ungenauigkeit der Merkmale wurde in Kapitel 5.3.2 bereits aus den Messwertungen mit Hilfe der Gaußschen Fehlerfortpflanzung abgeleitet. Im nächsten Schritt werden diese Ungenauigkeiten auf die Situation oder das Manöver übertragen indem eine Gewichtung der Merkmalsungenauigkeiten entsprechend der Merkmalsrelevanz vorgenommen wird. Die Situationsungenauigkeit setzt sich schließlich aus sämtlichen Ungenauigkeiten der für die Situationserkennung relevanten Merkmale zusammen.

Die Merkmalsungenauigkeiten werden hierfür mit Hilfe der Verbindungsstärken benachbarter Knoten durch das Netz propagiert und daraus die Situationsungenauigkeit bestimmt. Als Maß zur Berechnung der Verbindungsstärke dient in dieser Arbeit die in Kapitel 4.2.1 beschriebene True Average Link Strength. Die Verbindungsstärke zwischen einem Merkmalsknoten Y_k und dem Situationsknoten gibt damit an, um wie viel die Unsicherheit in der Situationsentscheidung durch Bekanntwerden des Merkmals y_k reduziert wird, unter der Bedingung, dass alle anderen Merkmale bereits bekannt sind. Die Verbindungsstärke zwischen einem Merkmalsknoten Y_k und der zu erkennenden Situation bzw. dem Manöver SIT berechnet sich damit nach Gleichung 4.17 zu:

$$LS(Y_k \rightarrow SIT) = H(SIT|\mathbf{Z}) - H(SIT|Y_k, \mathbf{Z}) \quad (5.14)$$

\mathbf{Z} repräsentiert dabei sämtliche Merkmalsknoten bis auf den zu untersuchenden Merkmalsknoten Y_k . Die bedingten Entropien $H(SIT|\mathbf{Z})$ und $H(SIT|Y_k, \mathbf{Z})$ berechnen sich entsprechend der Gleichungen 4.18 bis 4.20. Der Einfluss der Merkmale auf die Situation bzw. das Manöver ergibt sich aus den normierten Verbindungsstärken nach Gleichung 5.15. Damit ist sichergestellt, dass sich die einzelnen Einflusswerte aller für die Situations- oder Manöverentscheidung relevanter Merkmale stets zu 1 addieren.

$$INFL_{Y_k \rightarrow SIT} = \frac{LS(Y_k \rightarrow SIT)}{\sum_k LS(Y_k \rightarrow SIT)} \quad (5.15)$$

Die Varianz oder Ungenauigkeit der Situations- und Manöverwahrscheinlichkeit berechnet sich aus den Varianzen der Merkmalszugehörigkeitsgrade gewichtet mit dem Einfluss des entsprechenden Merkmals auf die Situations- bzw. Manöverentscheidung:

$$\sigma_{sit}^2 = \sum_k INFL_{Y_k \rightarrow SIT} \cdot \sigma_{\mu_k}^2 \quad (5.16)$$

Damit steht ein Vertrauensmaß für das Situations- bzw. Manöverergebnis zur Verfügung, das direkt auf den Ungenauigkeiten der Sensoren basiert. Nur durch den Einsatz einer exakteren Sensorik kann dieser Wert verbessert werden. Die Frage nach den Messgrößen, welche das höchste Optimierungspotential aufweisen, da sie den größten Einfluss auf die Situations- und Manöverentscheidung ausüben, wird im nächsten Abschnitt beantwortet.

5.4.4 Einfluss der Merkmale und Messwerte

In diesem Abschnitt wird der Einfluss der einzelnen Messwerte auf die Situations- und Manöverentscheidung bestimmt. Dies ermöglicht, das entwickelte Modell zu verifizieren und zu plausibilisieren. Ergeben sich für offensichtlich relevante Sensorgrößen, z.B. die Geschwindigkeit für die Situation „Annäherungsfahrt“, nur sehr geringe Einflusswerte ist das Modell falsch ausgelegt und muss nachgebessert werden. Andererseits lassen sich Anforderungen an die Sensorgüte ableiten. Sensoren zur Messung von Größen, die für die Situations- und Manöverentscheidung von großer Bedeutung sind, sollten möglichst exakte und sichere Messwerte liefern, während auf weniger bedeutende Messungen vielleicht sogar verzichtet und auf ein Modell zurückgegriffen werden kann.

Der Einfluss der Messwerte auf die Situations- bzw. Manöverentscheidung setzt sich einerseits aus dem Einfluss der Messwerte auf die Berechnung der Merkmale, andererseits aus dem Einfluss der Merkmale auf die Situation oder das Manöver zusammen. Der Messwerteinfluss auf die Merkmalsberechnung wurde in Kapitel 5.3.3 bestimmt. Eine Möglichkeit den Merkmalseinfluss auf die Situations- und Manöverentscheidung zu bestimmen wurde im vorherigen Abschnitt gezeigt. Die Verschmelzung dieser beiden Größen und die Berechnung eines durchgängigen Einflusswertes von den Messgrößen auf die Situation und das Manöver erfolgt gemäß Gleichung 5.17.

$$INFL_{X_i \rightarrow SIT} = \sum_k INFL_{X_i \rightarrow Y_k} \cdot INFL_{Y_k \rightarrow SIT} \quad (5.17)$$

Dieser Wert ist besonders bei komplexen Modellen eine hilfreiche Größe zur Bewertung des Modells und der Sensoren. Für die eigentliche Situations- und Manöverentscheidung

ist die Größe nicht relevant.

5.5 Zusammenfassung

Die Fahrsituations- und Fahrmanövererkennung interpretiert das Fahrumfeld und die in dieser Umgebung durchgeführten Fahrzeugbewegungen. Das extrahierte Situations- und Manöverwissen bildet die Grundlage sowohl für viele Fahrerassistenzsysteme als auch für ein situationsadaptives Energiemanagement im Fahrzeug.

In diesem Kapitel wurde ein generisches Verfahren zur wahrscheinlichkeitsbasierten Fahrsituations- und Fahrmanövererkennung vorgestellt. Neben diesen Größen können mit der entwickelten Methode auch Informationen zur Fahrersituation oder Fahrerabsicht gewonnen werden. Das hierfür notwendige Wissen zur Fahrumgebung und der Eigenbewegung stellen entsprechende Sensoren bereit. In einer Vorverarbeitung werden diese Daten gegebenenfalls gefiltert, fusioniert und zeitlich verfolgt. Basierend auf dieser uninterpretierten Abbildung des Fahrgeschehens erfolgt die Situation- und Manöveridentifikation.

Die Situationen und Manöver werden mit Hilfe eines auf unscharfen Merkmalen aufbauendem probabilistischem Netz modelliert. Die daraus resultierenden Wahrscheinlichkeitsaussagen basieren sowohl auf der subjektiven Situationswahrnehmung als auch auf der unterschiedlichen Manöverdurchführung der Fahrzeugführer. Des Weiteren wird die Ungenauigkeit dieser Situations- oder Manöveraussage aus den Sensorungenauigkeiten bestimmt. Dieser Wert kann als Art Qualitätsmaß verstanden werden. Damit wird eine Situation bzw. ein Manöver über ihre auf unscharfen Fahrerverhalten basierende Wahrscheinlichkeit und der sensorbedingten Ungenauigkeit beschrieben. Diese beiden Unsicherheitsquellen stehen in keinem Zusammenhang und werden aus diesem Grund unabhängig voneinander modelliert. Die Bestimmung der Messwertinflüsse auf die Situations- und Manöverentscheidung ermöglicht einerseits das Modell zu evaluieren, andererseits können Rückschlüsse auf die Sensoren und deren Informationsqualität gezogen werden.

Die beiden nachfolgenden Kapitel zeigen die Umsetzbarkeit dieses generischen Verfahrens am Beispiel von Situationen und Manövern, aus denen sich die übergeordnete Notbrems-situation zusammensetzt. Hierfür wird zunächst in Kapitel 6 das Modell zur Erkennung der Notbremssituation vorgestellt. Kapitel 7 diskutiert die mit diesem Modell erzielten Ergebnisse basierend auf realen Messdaten aus dem Straßenverkehr. Ein Überblick zum Thema wahrscheinlichkeitsbasierte Erkennung von Fahrsituationen mit einer exemplarischen Anwendung ist außerdem in Schneider u. a. [2008] zu finden.

6 Konzeptumsetzung am Beispiel der Notbremssituation

Nachdem in Kapitel 5 der generische Ansatz zur wahrscheinlichkeitsbasierten Situations- und Manövererkennung vorgestellt wurde, geht dieses Kapitel auf die Umsetzbarkeit dieses Verfahrens am Beispiel der Notbremssituation ein. Hierfür wird zunächst in Abschnitt 6.1 die Notwendigkeit zur Erkennung dieser Situation aufgezeigt und die erforderlichen Informationen zur Fahrumgebung extrahiert. Mit der Thematik, wie diese Informationen gewonnen werden und welche Verarbeitungsschritte vor der Situations- und Manövererkennung erforderlich sind, befasst sich Kapitel 6.2. Die nachfolgenden Abschnitte stellen die einzelnen Untersituationen und Manöver, aus denen sich die Notbremssituation zusammensetzt, sowie deren probabilistische Erkennung vor. Im letzten Schritt werden in Kapitel 6.6 diese Situationen und Manöver zur übergeordneten Notbremssituation zusammengefasst.

6.1 Grundlagen zum Notbremsassistenten

Ein Ziel vieler Fahrerassistenzsysteme ist die Erhöhung der aktiven Sicherheit, indem sie den Fahrer bei der Einhaltung eines sicheren Fahrbetriebs unterstützen und somit helfen, Unfälle zu vermeiden. Eine der häufigsten Unfallarten ist der aus Unaufmerksamkeit verursachte Auffahrunfall. Der Notbremsassistent warnt den Fahrer vor dieser Gefahrensituation oder versucht durch aktives Eingreifen in das Verkehrsgeschehen die Situation selbst zu entschärfen. Der Fahrer erhält in der rein warnenden Systemausprägung Unterstützung bei seiner Fahraufgabe „Situationswahrnehmung von gefährlichen Annäherungsfahrten“. Ziel dieses Systems ist die Fahrsituation „gefährliche Annäherungsfahrt“ und die Fahrersituation, also das Situationsbewusstsein des Fahrers, in Übereinstimmung zu bringen. Für eine zielgerichtete Unterstützung müssen dem System Informationen zur Fahrersituation bereitstehen, d.h. ob der Fahrzeugführer die vorliegende Situation in seiner Gefährlichkeit richtig erkannt hat. Diese Information lässt sich, wie in Kapitel 2.3.3 beschrieben, indirekt über die Fahrerabsicht und die aktuell durchgeführten Fahrmanöver gewinnen. Das abrupte Verlassen des Gaspedals kann beispielsweise als Indiz für die Fahrerabsicht eines Bremsmanövers gesehen werden. Demzufolge kann mit einer gewissen Wahrscheinlichkeit darauf geschlossen werden, dass sich der Fahrer der gefährlichen Situation bewusst ist. Auch aus dem Fahrmanöver „Spurwechsel“ kann gefolgert werden, dass der Fahrer vor

hat, dem Hindernis auszuweichen und somit die Situation scheinbar richtig erkannt hat. Sämtliche für einen Notbremsassistenten relevanten Situationen und Manöver lassen sich über eine Grundregel, nach der das System arbeitet, extrahieren und unter dem Begriff „Notbremsituation“ zusammenfassen. Das notwendige Situations- und Manöverwissen ist unabhängig davon, ob der Notbremsassistent rein warnend oder agierend ausgelegt ist. Es ist aber zu beachten, dass in einer agierenden Ausbaustufe des Assistenten die Umgebungsinformationen mit einer sehr hohen Zuverlässigkeit und Genauigkeit vorliegen muss. Die Grundregel zur Funktionsweise eines Notbremsassistenten lässt sich wie folgt formulieren:

*Taucht ziemlich nah vor mir in meiner Fahrspur ein Fahrzeug oder ein Hindernis auf,
das sehr viel langsamer ist oder sogar still steht*

oder bremst das Fahrzeug sehr stark

und wird es in meiner Spur bleiben

und kann ich nicht (mehr) ausweichen

und reagiere ich (als Fahrer) nicht oder nur unzureichend,

dann führe eine Notbremsung bzw. Warnmeldung aus.

Mit Hilfe dieser Grundregel lassen sich, wie in Kapitel 5.1.1 beschrieben, die Situationen und Manöver aus denen sich die Notbremsituation zusammensetzt, extrahieren. So umschreibt der erste Absatz „*Taucht ziemlich nah vor mir in meiner Fahrspur ein Fahrzeug oder ein Hindernis auf, das sehr viel langsamer ist oder sogar still steht*“ die Situation „schnelle Annäherungsfahrt“. Der zweite Absatz „*oder bremst das Fahrzeug sehr stark*“ verkörpert das Manöver „starke Verzögerung“. Die Aussage „*und wird es in meiner Spur bleiben*“ leitet sich aus den Manövern Eigenspurwechsel und Objektspurwechsel ab, die beide nicht durchgeführt werden. Die Situation „Ausweichmöglichkeit“ umschreibt der Absatz „*und kann ich nicht (mehr) ausweichen*“. Die Aussage „*und reagiere ich (als Fahrer) nicht oder nur unzureichend*“ steht für das ausbleibende Manöver der Bremsreaktion. Damit setzt sich die Notbremsituation aus folgenden Situationen und Manövern zusammen:

- Situation: schnelle Annäherungsfahrt
- Manöver: starke Verzögerung (Objekt)
- Manöver: Objektspurwechsel, Eigenspurwechsel
- Situation: Ausweichmöglichkeit
- Manöver: Bremsreaktion

In den Kapiteln 6.3 bis 6.5 wird die wahrscheinlichkeitsbasierte Erkennung der Situation „schnelle Annäherungsfahrt“ und der Manöver „Objektspurwechsel“, „Eigenspurwechsel“ sowie „Bremsreaktion“ vorgestellt. Das Objektmanöver „starke Verzögerung“ wird nicht explizit modelliert, da die Objektbeschleunigung bereits in der Situation „schnelle Annäherungsfahrt“ berücksichtigt wird. Die Situation „Ausweichmöglichkeit“ konnte aufgrund

fehlender Informationen im seitlichen Umfeld des Fahrzeugs nicht realisiert werden. Eine spätere Erweiterung des Ansatzes um diese Situation ist ohne Probleme möglich. In dieser Arbeit wird die Annahme getroffen, dass eine Ausweichmöglichkeit stets vorhanden ist.

6.2 Fahrumfelderfassung und Signalvorverarbeitung

Zwei nach vorne ausgerichtete 24-GHz Short Range-Radarsensoren (SRR) und ein ebenfalls in Fahrtrichtung angebrachter 77-GHz Long Range-Radarsensor (LRR) erfassen im verwendeten Versuchsträger das Fahrumfeld. Die hochgenauen 24-GHz Short Range-Radarsensoren sind für den Nahbereich konzipiert. Sie besitzen eine maximale Reichweite von 40 m und einen Öffnungswinkel von $\pm 60^\circ$. Es handelt sich hierbei um ein Kurzpuls-Radarverfahren. Ausgabewerte der Sensorsignalverarbeitung sind der Abstand, Azimuth-Winkel und die Geschwindigkeit in Radialrichtung der relevanten Ziele. Der Winkel wird über ein Zweikeulenverfahren und die Geschwindigkeit über die Dopplerverschiebung bestimmt [Wagner, 1997]. Während die Messfehler des Abstands und der Geschwindigkeit relativ gering sind, kann die Winkelposition prinzipbedingt nur sehr ungenau bestimmt werden.

Die Reichweite des für den Fernbereich konzipierten 77-GHz Long Range-Radarsensors erstreckt sich auf bis zu 150 m, der Öffnungswinkel ist auf $\pm 8^\circ$ beschränkt. Im Gegensatz zum SRR arbeitet der LRR nach dem FMCW Verfahren [Mende, 1999]. Die Ausgabewerte des LRR sind die Zielposition in longitudinaler und lateraler Richtung, sowie die radiale Differenzgeschwindigkeit. Die Winkelmessung erfolgt über ein Vierkeulenverfahren.

Die Objekte werden sowohl vom LRR-Sensor als auch von den SRR-Sensoren durch eine Punktbevewegung des Reflexionszentrums repräsentiert. Die Objektausdehnung ist mit einer rein auf Radarsensoren basierenden Umfelderkennung nicht messbar und sorgt damit für eine weitere Ungenauigkeit in der Querpositionierung der Objekte. Vorteil der Radartechnik gegenüber anderer Messprinzipien wie z.B. Lidar oder Kamera ist ihre weitgehende Wetterunabhängigkeit bei Nebel oder Regen.

Die Fusion der unterschiedlichen Messwerte und die Zielverfolgung erfolgt mit Hilfe eines Verfahrens zur modularen Sensor-Datenfusion und Target Tracking [de Castro Bonfim, 2004]. In Abbildung 6.1 ist die Struktur dieses Systems dargestellt.

Die Kommunikation mit den Sensoren, in diesem Fall mit dem Long Range-Radarsensor und den beiden Short Range-Radarsensoren, erfolgt über die sensornahe Schicht (Sensor Proxy). Die gesammelten Messdaten werden im Block „Data Alignment“ normiert und in ein einheitliches Koordinatensystem transformiert. Von dieser Ebene an ist das System unabhängig von der verwendeten Hardware. Die eigentlichen Objekte, welche die Ausgangsgrößen des Modells darstellen, werden ab der nächsten Schicht gebildet.

Unter einem Objekt wird nach Naab [2004] jedes zusammenhängende Set von Attributen bzw. Eigenschaften der Zustandsgrößen verstanden. Objekte können Fahrzeuge, Spuren

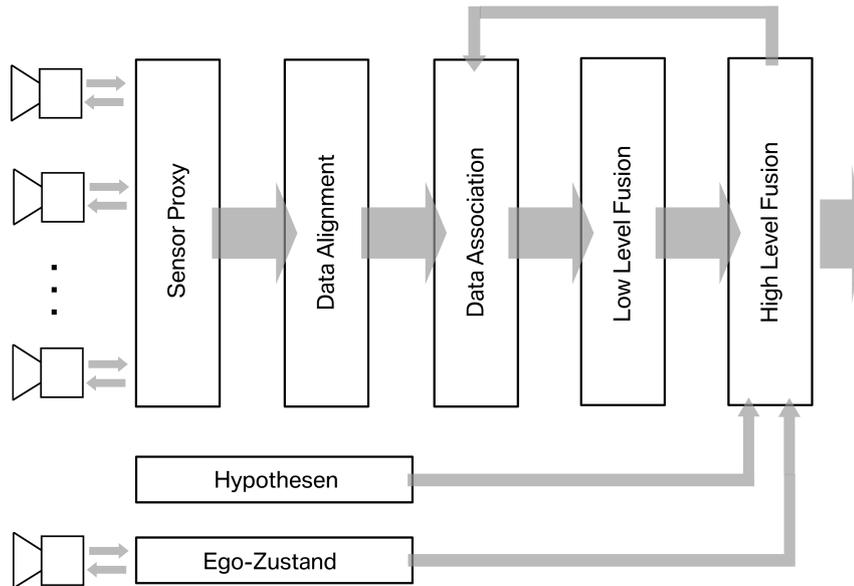


Abbildung 6.1: Modell zur Sensordatenfusion und Objektverfolgung

oder Verkehrszeichen sein. Die zeitlichen Zusammenhänge der Objekt-Zustände werden als „Bahn“ bzw. „Track“ bezeichnet. Die vorgestellte Struktur erlaubt eine simultane Verarbeitung der Objekte in Form eines Multiple Target Tracking (MTT)-Verfahrens.

Das Modul „Data Association“ ordnet die unsortiert anfallenden Sensordaten den bereits aus vorherigen Verarbeitungsschritten bestehenden Objekten zu. Die Zuordnung erfolgt wahrscheinlichkeitsbasiert über varianznormierte Abstandsmaße der Zustandsgrößen bzw. Objektattribute. Für den in dieser Arbeit verwendeten Anwendungsfall setzen sich die Zustandsgrößen aus der Objektposition, sowohl longitudinal als auch lateral, und der Objektgeschwindigkeit zusammen. Darauf aufbauend fasst die „Low Level Fusion“ redundante Messungen der gleichen Objektattribute zusammen, indem diese fehlergewichtet fusioniert werden.

Die „High Level Fusion“ ermöglicht eine Extraktion sämtlicher weiterer auch nicht gemessener Objektattribute. Dabei werden nach Naab [2004] bei Attributen, die direkt als Messwerte vorliegen, eine Fehlerelimination durch eine modellgestützte Filterung vorgenommen. Nicht gemessene Attribute werden mit Hilfe der Filtermodelle geschätzt. Eingangsgrößen der Modelle sind die den Objekten zugeordneten und bereits vorgefilterten Messgrößen sowie Informationen zum Zustand des Eigenfahrzeugs.

Die modellgestützte dynamische Filterung erfolgt mit Hilfe eines Kalman-Filters. Vorteil des Filters ist die konsequent wahrscheinlichkeitsbasierte Verarbeitung der Messdaten durch a priori bekannte Fehlermaße. Qualitätsmaße für die Filter- und Schätzergebnisse werden automatisch mitgeliefert. Diese Größen werden in der Situationserkennung als Grundlage zur Bestimmung des Qualitätsmaßes der Situationsentscheidung herangezogen. Bei Bedarf können in das Filter zusätzliche kinematische Modelle integriert werden,

um somit weitere relevante Objektgrößen zu berechnen. Einen detaillierten Einblick zum Thema „Kalman-Filter“ geben z.B. Maybeck [1979], Brookner [1998] oder Brammer und Stiffing [1989].

Neben den Informationen zur Fahrumgebung werden auch die Messdaten der Eigenbewegung vorverarbeitet. Aus der über die Fahrzeuginertialsensorik erfassten Gierrate, der Geschwindigkeit und dem Lenkwinkel erfolgt eine Prädiktion der Fahrspur. Für eine genaue Prädiktion sorgt ein kalmangefiltertes Einspurmodell. Weiterführende Informationen zu den Bereichen Fahrdynamik und Einspurmodell sind in Mitschke [1990] zu finden. Die vorverarbeiteten Daten sowie Angaben zu deren Ungenauigkeiten dienen als Eingangsgrößen für die wahrscheinlichkeitsbasierte Erkennung der Notbremssituation.

6.3 Situation Annäherungsfahrt

Die Situation „schnelle Annäherungsfahrt“ bildet die Kernsituation zur Erkennung der Notbremssituation. Sie ist dadurch gekennzeichnet, dass es ohne Gegenmaßnahmen der Fahrer von Eigenfahrzeug oder Fremdfahrzeug zu einer Kollision kommen wird, d.h. die Größe $TimeToContact < \infty$. Handlungsmöglichkeiten zur Vermeidung der Kollision sind ein Bremsmanöver, ein Lenkmanöver oder eine Kombination aus beiden. Der Handlungsdruck kann dabei über die Zeit, die bis zur Einleitung einer Notbremsung bzw. eines Ausweichmanövers verbleibt, modelliert werden. Die Werte der Bremszeitreserve und Lenkzeitreserve beschreiben demzufolge die Kritikalität der Situation „schnelle Annäherungsfahrt“ und bilden damit geeignete Merkmale für eine Erkennung dieser Situation.

Die Merkmale, deren Ungenauigkeiten und der Einfluss der einzelnen Messwerte auf die Merkmalsbestimmung werden nach den in Kapitel 5.3 beschriebenen Verfahren berechnet. Nach der unscharfen Diskretisierung der Merkmalswerte und der entsprechenden Ungenauigkeiten bilden diese Größen die Eingangswerte für das probabilistische Netz. Es wird die Situationswahrscheinlichkeit, die korrespondierende Ungenauigkeit sowie der Einfluss der Merkmale und Messwerte auf die Situationsentscheidung bestimmt. Die einzelnen Rechenschritte werden in diesem einfachen, aus nur 2 Merkmalen bestehenden Situationsbeispiel ausführlich vorgestellt.

6.3.1 Merkmalsextraktion

Die Merkmale Bremszeitreserve (BZR) und Lenkzeitreserve (LZR) berechnen sich nach Kopf [1994] aus dem Abstand Δx und der Relativgeschwindigkeit Δv zum Vorderfahrzeug sowie den Beschleunigungen des Eigenfahrzeugs a_{Ego} und des Fremdfahrzeugs a_{Obj} . Sie beschreiben die Zeit, die bis zur Einleitung einer Notbremsung bzw. eines Ausweichmanövers verbleibt.

Bremszeitreserve:

Die Bremszeitreserve berechnet sich für $\Delta a = a_{Ego} - a_{Obj} = 0$ nach Gleichung 6.1, für $\Delta a \neq 0$ ergibt sich die Rechenvorschrift gemäß Gleichung 6.2.

$$T_{BZR} = \frac{-\Delta x}{\Delta v} + \frac{\Delta v}{2(a_{Obj} - a_{EgoPot})} \quad (6.1)$$

$$T_{BZR} = -\frac{\Delta v}{\Delta a} \pm \sqrt{\frac{\Delta v^2}{\Delta a^2} - \frac{2\Delta x(a_{Obj} - a_{EgoPot}) - \Delta v^2}{\Delta a(a_{Ego} - a_{EgoPot})}} \quad (6.2)$$

a_{EgoPot} steht dabei für die maximal mögliche Bremsbeschleunigung. Dieser Wert ist sowohl fahrer- als auch situationsabhängig und liegt in der Regel deutlich unterhalb der fahrzeugbedingten maximalen Bremsverzögerung. Die Auswertung der Bremszeitreserve ist nur für den Fall $TTC < \infty$ sinnvoll, andernfalls wird sie auf ungültig gesetzt. Die angegebenen Modelle für die Berechnung der Bremszeitreserve verlieren ihre Gültigkeit, wenn das Vorderfahrzeug zum Stehen kommt. Die Berechnung der Merkmalsungenauigkeit und der Messwertinflüsse werden nachfolgend nur für den Fall $\Delta a = 0$ gezeigt.

Die Ungenauigkeit der Bremszeitreserve wird aus den Ungenauigkeiten der relevanten Messwerte Δx , Δv und a_{Obj} berechnet. Sie ergibt sich nach Gleichung 5.2 zu:

$$\sigma_{T_{BZR}} = \sqrt{\left(\frac{\partial T_{BZR}}{\partial \Delta x} \cdot \sigma_{\Delta x}\right)^2 + \left(\frac{\partial T_{BZR}}{\partial \Delta v} \cdot \sigma_{\Delta v}\right)^2 + \left(\frac{\partial T_{BZR}}{\partial a_{Obj}} \cdot \sigma_{a_{Obj}}\right)^2} \quad (6.3)$$

Der oben berechnete Merkmalswert T_{BZR} und die entsprechende Ungenauigkeit $\sigma_{T_{BZR}}$ dienen als Eingangsgrößen für den Merkmalsknoten „Bremszeitreserve“ in dem in Abschnitt 6.3.2 beschriebenen probabilistischen Netz.

Die Einflüsse der Messwerte auf die Merkmalsberechnung ergeben sich zu:

$$infl_{\Delta x \rightarrow BZR} = \left| \frac{\partial T_{BZR}}{\partial \Delta x} \right| \cdot W_{\Delta x} \quad (6.4)$$

$$infl_{\Delta v \rightarrow BZR} = \left| \frac{\partial T_{BZR}}{\partial \Delta v} \right| \cdot W_{\Delta v} \quad (6.5)$$

$$infl_{a_{Obj} \rightarrow BZR} = \left| \frac{\partial T_{BZR}}{\partial a_{Obj}} \right| \cdot W_{a_{Obj}} \quad (6.6)$$

Die Normierung der Einflusswerte wird in Gleichung 6.7 exemplarisch am Beispiel von Δx gezeigt. Die weiteren Messwertinflüsse werden analog dazu normiert, so dass sich die Summe der Messwertinflüsse stets auf 1 addiert.

$$INFL_{\Delta x \rightarrow BZR} = \frac{infl_{\Delta x \rightarrow BZR}}{infl_{\Delta x \rightarrow BZR} + infl_{\Delta v \rightarrow BZR} + infl_{a_{obj} \rightarrow BZR}} \quad (6.7)$$

Lenkzeitreserve:

Für die Bestimmung der Lenkzeitreserve wird nach Kopf [1994] angenommen, dass der Fahrer durch einen entsprechenden Lenkeinschlag eine Seitenbewegung des Fahrzeugs erzwingt, die bei unveränderter Beschleunigung beider Fahrzeuge eine Kollision gerade noch verhindert. Auch für die Berechnung der Lenkzeitreserve T_{LZR} ergeben sich abhängig von Δa zwei verschiedene Modelle:

$$T_{LZR} = \frac{-\Delta x}{\Delta v} - T_A \quad (\Delta a = 0) \quad (6.8)$$

$$T_{LZR} = -\left(\frac{\Delta v}{\Delta a} + T_A\right) \pm \sqrt{\left(\frac{\Delta v}{\Delta a} + T_A\right)^2 - \frac{2\Delta x + 2\Delta v T_A + \Delta a T_A^2}{\Delta a}} \quad (\Delta a \neq 0) \quad (6.9)$$

T_A ist dabei die für die Querbewegung notwendige Zeit und hängt von der Geschwindigkeit, dem Lenkwinkel und dem notwendigen Querversatz ab. Aus Gründen der Einfachheit werden die nachfolgenden Berechnungen nur am Beispiel des einfacheren Modells für den Fall $\Delta a = 0$ gezeigt. Die Bestimmung der Merkmalsungenauigkeit und der Messwertefflüsse erfolgt für den Fall $\Delta a \neq 0$ analog.

Die Varianz der Lenkzeitreserve $\sigma_{T_{LZR}}$ ergibt sich aus den Messwertvarianzen entsprechend der Gaußschen Fehlerfortpflanzung zu:

$$\sigma_{T_{LZR}} = \sqrt{\left(\frac{\partial T_{LZR}}{\partial \Delta x} \cdot \sigma_{\Delta x}\right)^2 + \left(\frac{\partial T_{LZR}}{\partial \Delta v} \cdot \sigma_{\Delta v}\right)^2} \quad (6.10)$$

Die Einflüsse der Messwerte auf die Lenkzeitreserve mit entsprechender Normierung berechnen sich gemäß folgender Gleichungen:

$$infl_{\Delta x \rightarrow LZR} = \left| \frac{\partial T_{LZR}}{\partial \Delta x} \right| \cdot W_{\Delta x} \quad (6.11)$$

$$infl_{\Delta v \rightarrow LZR} = \left| \frac{\partial T_{LZR}}{\partial \Delta v} \right| \cdot W_{\Delta v} \quad (6.12)$$

$$INFL_{\Delta x \rightarrow LZR} = \frac{infl_{\Delta x \rightarrow LZR}}{infl_{\Delta x \rightarrow LZR} + infl_{\Delta v \rightarrow LZR}} \quad (6.13)$$

$$INF L_{\Delta v \rightarrow LZR} = \frac{infl_{\Delta v \rightarrow LZR}}{infl_{\Delta x \rightarrow LZR} + infl_{\Delta v \rightarrow LZR}} \quad (6.14)$$

Damit wurden sowohl die Merkmale Bremszeitreserve und Lenkzeitreserve selbst als auch die entsprechenden Ungenauigkeiten der Merkmalsgrößen bestimmt. Diese Werte dienen als Eingangsgrößen für das probabilistische Netz. Mit Hilfe der Einflüsse der Messgrößen auf die Merkmalsberechnung wird im nächsten Abschnitt der Einfluss der unterschiedlichen Messwerte auf die Situationsentscheidung berechnet.

6.3.2 Zugehörigkeitsfunktion und Netzaufbau

Die Zugehörigkeitsfunktionen bilden die Merkmalswerte der Bremszeitreserve und Lenkzeitreserve unscharf auf die Situation „schnelle Annäherungsfahrt“ ab. Es entsteht ein Zugehörigkeitsgrad der Merkmale für die Situation. In diesem Beispiel sind die Zugehörigkeitsfunktionen so ausgelegt, dass ein kleinerer Wert für die Bremszeitreserve bzw. Lenkzeitreserve ein stärkeres Indiz für die Situation „schnelle Annäherungsfahrt“ darstellt. Abbildung 6.2 zeigt die Zugehörigkeitsfunktionen für die Bremszeitreserve. Dabei wird zwischen den Szenen „Stadt“ und „Autobahn“ differenziert. In den Versuchsfahrten wurde ein unterschiedliches Fahrverhalten für die beiden Szenen festgestellt. Es wird somit die Tatsache berücksichtigt, dass in der Stadt kleinere Bremszeitreserven als auf Autobahnen von den Fahrern akzeptiert werden. Hierfür ist eine Szenenerkennung erforderlich, die in Abschnitt 6.3.3 mit ausschließlich aus der Fahrzeuginertialsensorik gemessenen Größen realisiert ist.

Die Zugehörigkeitsfunktionen für die Lenkzeitreserve sind analog zu den Funktionen in Abbildung 6.2 aufgebaut. Sie unterscheiden sich lediglich in der Parametrisierung. So ergeben sich die Grenzen für die Zugehörigkeitsfunktion der Lenkzeitreserve in der Stadt zu 0.5 und 2.0 auf der Autobahn zu 1.2 und 3.0.

Neben der Bremszeitreserve und Lenkzeitreserve selbst werden auch deren Ungenauigkeiten über die Zugehörigkeitsfunktionen unscharf abgebildet. Damit stehen alle benötigten Eingangsgrößen für das probabilistische Netz zur Erkennung der Situation „schnelle Annäherungsfahrt“ zur Verfügung. In Abbildung 6.3 ist dieses Netz skizziert. Es handelt sich dabei um das einfachste nicht triviale Netz. Die Wahrscheinlichkeit der Situation „schnelle Annäherungsfahrt (SA)“ wird aus den Zugehörigkeitsgraden der Merkmalsknoten Bremszeitreserve und Lenkzeitreserve mit Hilfe der entsprechenden Übergangswahrscheinlichkeiten $M_{BZR|SA}$ und $M_{LZR|SA}$ bestimmt.

Die beiden Merkmalsknoten stellen jeweils einen Blattknoten im Netz dar. Damit wird der Merkmalszugehörigkeitsgrad über den λ -Vektor des jeweiligen Merkmalsknoten berücksichtigt:

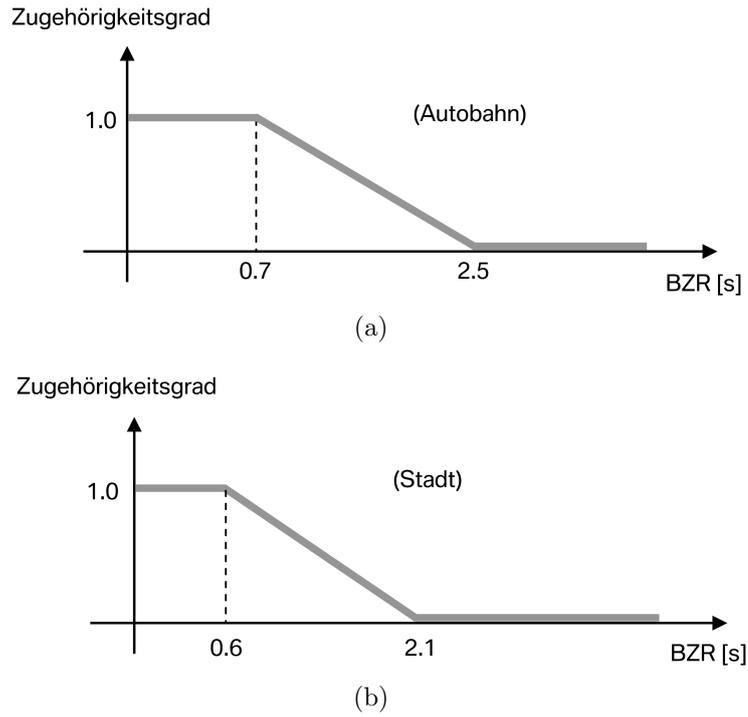


Abbildung 6.2: Zugehörigkeitsfunktionen der Bremszeitreserve

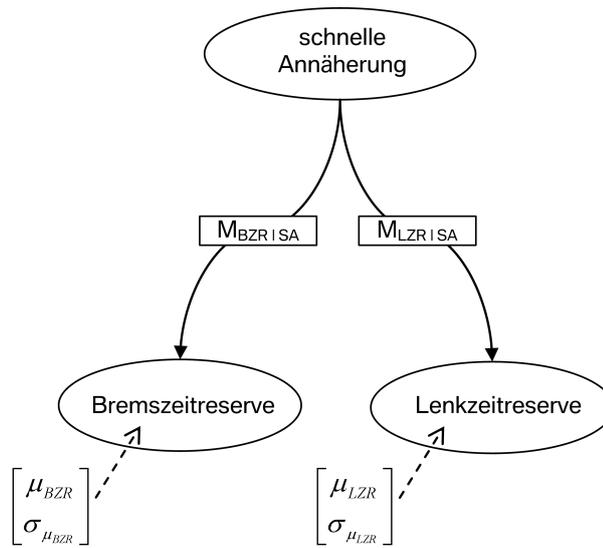


Abbildung 6.3: Probabilistisches Netz zur Erkennung der Situation „schnelle Annäherungsfahrt“

$$\lambda(BZR) = \begin{pmatrix} \mu_{BZR} \\ 1 - \mu_{BZR} \end{pmatrix} \quad (6.15)$$

$$\lambda(LZR) = \begin{pmatrix} \mu_{LZR} \\ 1 - \mu_{LZR} \end{pmatrix} \quad (6.16)$$

Die bottom-up Nachricht der Merkmalsknoten an den Situationsknoten berechnen sich mit Hilfe von Gleichung 5.12. Für das Merkmal „Bremszeitreserve“ ergibt sich die bottom-up Botschaft nach Gleichung 6.17. Die Nachricht des Merkmalsknoten „Lenkzeitreserve“ an den Situationsknoten „schnelle Annäherungsfahrt“ berechnet sich nach Gleichung 6.18.

$$\lambda_{BZR}(SA) = M_{BZR|SA} \bullet \lambda(BZR) \quad (6.17)$$

$$\lambda_{LZR}(SA) = M_{LZR|SA} \bullet \lambda(LZR) \quad (6.18)$$

Diese beiden Botschaften werden in Gleichung 6.19 miteinander verknüpft:

$$\lambda(SA) = \lambda_{BZR}(SA) \cdot \lambda_{LZR}(SA) \quad (6.19)$$

Da der Situationsknoten den Wurzelknoten im Netz bildet, ergibt sich $\pi(SA)$ zu:

$$\pi(SA) = \begin{pmatrix} 0.5 \\ 0.5 \end{pmatrix} \quad (6.20)$$

Im letzten Schritt wird mit Hilfe von Gleichung 6.19 und 6.20 die Situationswahrscheinlichkeit bestimmt. Diese berechnet sich zu:

$$BEL(SA) = \alpha \cdot \pi(SA) \cdot \lambda(SA) \quad (6.21)$$

Neben der Situationswahrscheinlichkeit wird die Ungenauigkeit dieser Entscheidung aus den Ungenauigkeiten der Merkmale berechnet. Die Merkmalsungenauigkeiten werden mit Hilfe der Verbindungsstärken zwischen den Merkmalsknoten und dem Situationsknoten durch das Netz propagiert. Die Verbindungsstärke ergibt sich für die Verbindung zwischen den Knoten „Bremszeitreserve“ und „schnelle Annäherungsfahrt“ gemäß Gleichung 5.14 zu:

$$LS(BZR \rightarrow SA) = H(SA|LZR) - H(SA|BZR, LZR) \quad (6.22)$$

Analog dazu wird die Verbindungsstärke zwischen den Knoten „Lenkzeitreserve“ und „schnelle Annäherungsfahrt“ berechnet:

$$LS(LZR \rightarrow SA) = H(SA|BZR) - H(SA|BZR, LZR) \quad (6.23)$$

Der Einfluss der Merkmale auf die Situationsentscheidung ergibt sich nach Normierung der Verbindungsstärken. Der Einfluss des Merkmals „Bremszeitreserve“ auf die Situationsentscheidung wird in Gleichung 6.24 bestimmt. Die Berechnung von $INFL_{LZR \rightarrow SA}$ erfolgt analog.

$$INFL_{BZR \rightarrow SA} = \frac{LS(BZR \rightarrow SA)}{LS(BZR \rightarrow SA) + LS(LZR \rightarrow SA)} \quad (6.24)$$

Die Situationsungenauigkeit σ_{SA} ergibt sich aus den Merkmalsungenauigkeiten $\sigma_{\mu BZR}$ und $\sigma_{\mu LZR}$ gewichtet mit den Einflüssen der beiden Merkmale auf die Situationsentscheidung:

$$\sigma_{SA}^2 = INFL_{BZR \rightarrow SA} \cdot \sigma_{BZR}^2 + INFL_{LZR \rightarrow SA} \cdot \sigma_{LZR}^2 \quad (6.25)$$

Nachdem im letzten Abschnitt der Einfluss der unterschiedlichen Messgrößen auf die Merkmalsberechnung und in Gleichung 6.24 der Einfluss der einzelnen Merkmale auf die Situationsentscheidung bestimmt wurde, können diese beiden Größen verschmolzen werden. Damit ergibt sich der direkte Einfluss, den die unterschiedlichen Messgrößen auf die Bestimmung der Situation „schnelle Annäherungsfahrt“ ausüben. Gleichung 6.26 zeigt die Berechnung des Einflusses exemplarisch für die Messgröße Δx .

$$INFL_{\Delta x \rightarrow SA} = INFL_{\Delta x \rightarrow BZR} \cdot INFL_{BZR \rightarrow SA} + INFL_{\Delta x \rightarrow LZR} \cdot INFL_{LZR \rightarrow SA} \quad (6.26)$$

Die in diesem Abschnitt bestimmten Größen der Wahrscheinlichkeit und Ungenauigkeit für die Situation „schnelle Annäherungsfahrt“ dienen in Kapitel 6.6 zur Berechnung der Gesamtwahrscheinlichkeit und Gesamtungenauigkeit der Notbremssituation.

6.3.3 Szenenerkennung Stadt-Autobahn

Die Szenenerkennung klassifiziert die Verkehrsszene nach Stadt und Autobahn. Die Erkennung erfolgt wahrscheinlichkeitsbasiert über ein probabilistisches Netz. Als Eingangsgrößen sollen dabei nur Messgrößen aus der Fahrzeuginertialsensorik verwendet werden. Damit ist zu beachten, dass die Szenenerkennung lediglich auf dem Fahrverhalten der Verkehrsteilnehmer basiert und somit genau genommen eine Klassifikation nach „Fahren wie in Stadt/Autobahn“ vorgenommen wird. Folgende Merkmale bzw. Messgrößen erwiesen sich dafür als signifikant:

- Geschwindigkeitswert

- Geschwindigkeitsmittelwert
- Gierrate
- Lenkwinkelgeschwindigkeit
- Bremsdruck

Die aktuell gefahrene Geschwindigkeit und der Geschwindigkeitsmittelwert sind die Merkmale mit der größten Aussagekraft. Entsprechend werden sie im Modell am stärksten gewichtet. Geschwindigkeitswerte über 80 km/h dienen als Indiz für eine Autobahnfahrt, während Geschwindigkeiten unterhalb dieses Grenzwertes für die Fahrt in der Stadt sprechen. In Abbildung 6.4 ist der genaue Verlauf der Zugehörigkeitsfunktion für das Merkmal „Geschwindigkeit“ dargestellt. Auch hier erfolgen die Übergänge unscharf. Ein Zugehörigkeitsgrad von 1 steht dabei für eine Fahrt auf der Autobahn, entsprechend steht der Zugehörigkeitsgrad 0 für eine Stadtfahrt. Die Zugehörigkeitsfunktion für das Merkmal „Geschwindigkeitsmittelwert“ ist identisch aufgebaut.

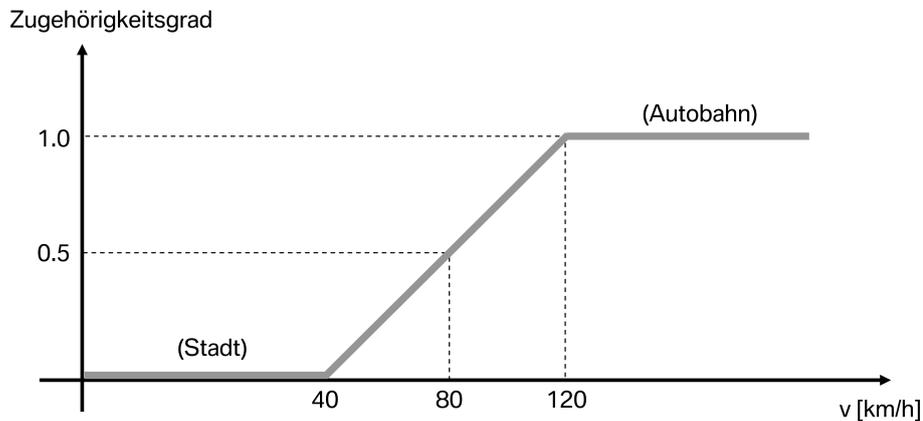


Abbildung 6.4: Zugehörigkeitsfunktion des Merkmals „Geschwindigkeit“

Die Gierrate des Fahrzeugs ergibt sich aus Lenkmanövern z.B. in Kurven oder bei Spurwechsel. Aufgrund fest vorgeschriebener maximaler Kurvenradien auf Autobahnen ist die Gierrate dort entsprechend gering. In der Stadt hingegen treten z.B. an Kreuzungen weit aus höhere Werte für die Gierrate auf. Damit ist eine hohe Gierrate eindeutiges Indiz für eine Stadtfahrt, während niedrige Gierratenwerte nicht sehr signifikant sind, da auch im Stadtverkehr durchaus längere Zeit nur geradeaus gefahren werden kann. Auf eine genaue Darstellung der Zugehörigkeitsfunktion soll an dieser Stelle, auch für die weiteren Merkmale, verzichtet werden.

Ähnliche Überlegungen gelten für das Merkmal „Lenkwinkelgeschwindigkeit“. Während in der Stadt durch abrupte Lenkbewegungen häufig hohe Lenkwinkelgeschwindigkeiten erzeugt werden, erfolgen auf der Autobahn die Lenkbewegungen fließender mit kleineren Lenkwinkelgeschwindigkeiten.

Der Bremsdruck stellt ein sehr schwaches Merkmal dar. Der aktuelle Bremsdruck wird dabei kumuliert und anschließend gefiltert. Somit wird nicht nur der aktuelle nicht besonders aussagekräftige Wert, sondern eine gewisse Historie des Bremsverhaltens betrachtet. In der Stadt kommt es in der Regel zu häufigeren Bremsmanövern und damit auch zu einem erhöhten Merkmalswert. Auf der Autobahn ist der Fahrer bemüht durch vorausschauendes Fahren abrupte Bremsmanöver zu vermeiden.

In Abbildung 6.5 ist das Netz zur Szenenerkennung dargestellt. Die Merkmale sind dabei als Blattknoten modelliert. Der Wurzelknoten repräsentiert die Szenenentscheidung „Stadt-Autobahn“. Die Merkmalszugehörigkeitswerte als Eingangsgrößen werden mit Hilfe der entsprechenden Übergangswahrscheinlichkeiten bis zum Wurzelknoten propagiert. Die Übergangswahrscheinlichkeiten repräsentieren dabei die oben beschriebenen spezifischen Eigenschaften der Merkmale. Auf die Angabe der genauen Parametrisierung wird an dieser Stelle verzichtet.

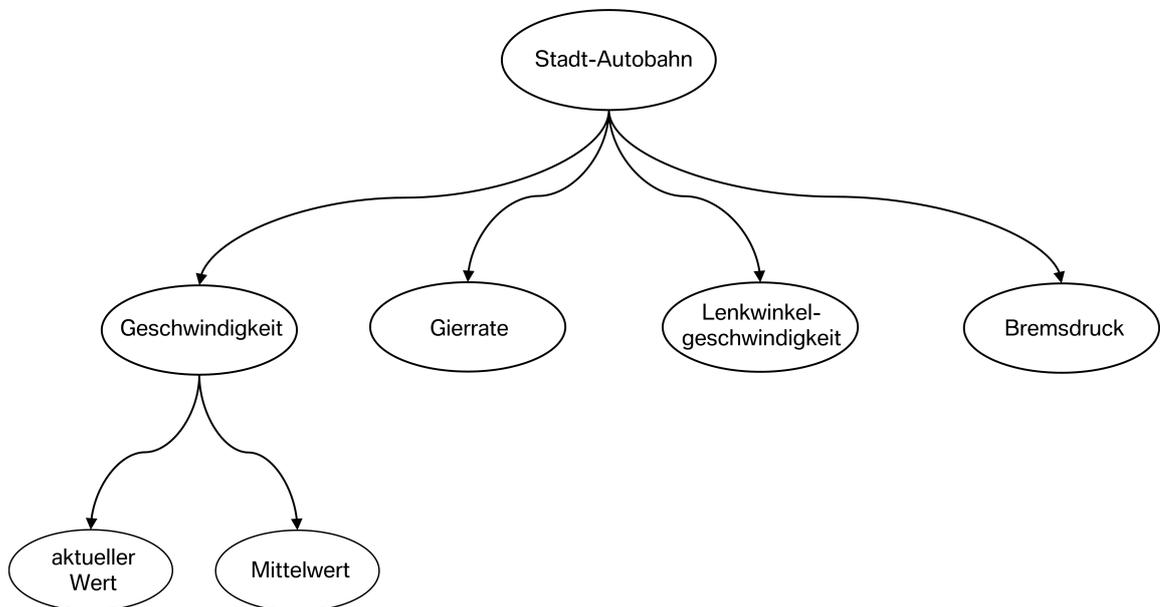


Abbildung 6.5: Probabilistisches Netz zur Szenenerkennung

Ergebnis der Szenenerkennung ist eine wahrscheinlichkeitsbasierte Aussage bezüglich der Szene, in der sich das System Fahrer-Fahrzeug befindet. Die verwendeten Merkmale erlauben es nicht Stausituationen auf Autobahnen von Stadtfahrten zu unterscheiden. Für den in Abschnitt 6.3 beschriebenen Anwendungsfall der Szenenerkennung ist diese Tatsache sogar von Vorteil. In stadtähnlichen Situationen, z.B. im Stau auf Autobahnen, wird der Fahrer auch sein Fahrverhalten an diesen Umstand anpassen. Eine stadttypische Systemparametrisierung ist damit gerechtfertigt und sogar angemessen. Für Fahrten auf Landstraßen können sich abhängig von Straßenverlauf und gefahrener Geschwindigkeit durchaus unterschiedliche Klassifikationsergebnisse ergeben. So werden Fahrten auf autobahnähnlich ausgebauten Streckenabschnitten als Autobahnfahrt klassifiziert, während

sehr kurvenreiche, mit geringen Geschwindigkeiten durchfahrene Abschnitte als stadttypisch eingestuft werden.

Aufgrund der sehr genauen Messwerte der Fahrzeuginertialsensorik kann auf die Bestimmung einer Ungenauigkeitsangabe verzichtet werden.

6.4 Manöver Spurwechsel

Das schnelle Annähern an ein Vorderfahrzeug kann als unkritisch eingestuft werden, wenn der Fahrer des Eigenfahrzeugs einen Spurwechsel plant oder bereits ausführt bzw. das Vorderfahrzeug im Begriff ist die Spur zu wechseln. Das probabilistische Netz zur Identifikation von Spurwechseln erlaubt die Erkennung sowohl eines Eigenspurwechsels als auch eines Spurwechsels von Fremdfahrzeugen in der eigenen Fahrspur. Die Spurwechselerkennung erfolgt anhand des Blinkersignals und der Gierrate des Eigenfahrzeugs sowie dem Querversatz zum Vorderfahrzeug und dessen absoluten Quergeschwindigkeit. Sie kommt ohne Informationen zum Fahrspurverlauf aus. Das Vorhandensein eines Vorderfahrzeugs als notwendige Bedingung stellt keine weiteren Einschränkungen dar, weil dieses in einer potentiellen Notbremssituation immer vorhanden ist. Die Erkennung des Eigenfahrzeugspurwechsels und des Fremdfahrzeugspurwechsels erfolgt mit Hilfe eines gemeinsamen Netzes, da die beiden Manöver über den Querversatz gekoppelt sind. So kann beispielsweise ein nach rechts versetztes Vorderfahrzeug sowohl Indiz für einen Spurwechsel des Fremdfahrzeugs nach rechts als auch für einen Eigenspurwechsel nach links darstellen. Die gleiche Überlegung ist für die entgegengesetzte Richtung gültig.

6.4.1 Merkmalsextraktion

Während für die Erkennung der Situation „schnelle Annäherungsfahrt“ großer Rechenaufwand in der Merkmalsextraktion liegt, werden für die Identifikation der Spurwechsel meist vorverarbeitete Messgrößen direkt als Merkmale eingesetzt. Die Spurwechselerkennung erfolgt, wie oben bereits erwähnt, anhand folgender Merkmale bzw. Messwerte:

- Blinkersignal (Eigenfahrzeug)
- Gierrate (Eigenfahrzeug)
- Objektquerversatz
- Objektgeschwindigkeit lateral

Das Blinkersignal des Eigenfahrzeugs ist eine binäre Größe, von der angenommen wird, dass sie stets korrekt vorliegt. Damit wird der Wert für die Ungenauigkeit a priori auf 0 gesetzt. Bei der Modellierung muss aber berücksichtigt werden, dass der gesetzte Blinker

nicht nur als Zeichen für einen bevorstehenden Spurwechsel, sondern auch für Abbiegevorgänge an Kreuzungen eingesetzt wird. Des Weiteren ist nicht sichergestellt, dass nach dem Setzen des Blinkers der Spurwechsel tatsächlich erfolgt, bzw. dass der Fahrer vor jedem Spurwechsel den Blinker setzt. Diese Unschärfen müssen durch das probabilistische Netz berücksichtigt werden.

Die Gierrate wird über die Fahrzeuginertialsensorik gewonnen. Dabei lässt sich die Signalqualität mit Hilfe eines Einspurmodells und Kalman-Filters weiter verbessern. Die über das Kalman-Filter gewonnene Varianz der Gierrate wird als Merkmalsungenauigkeit weitergeführt.

Die laterale Objektposition und Objektgeschwindigkeit werden mit den Radarsensoren erfasst und diese Messwerte über ein Multiple Target Tracking-Verfahren fusioniert und verfolgt (vgl. Abschnitt 6.2). Die Ungenauigkeiten ergeben sich wiederum aus den Varianzen der entsprechenden Zustandsgrößen im Kalman-Filter. Aufgrund der eingeschränkten Winkelauflösung der Radarsensoren ist vor allem die Berücksichtigung der daraus resultierenden Ungenauigkeit für diese Merkmale von Bedeutung.

6.4.2 Zugehörigkeitsfunktion und Netzaufbau

Das binäre Signal des Blinkers kann ohne Zugehörigkeitsfunktion direkt als Eingangsgröße für das probabilistische Netz verwendet werden. So gilt der gesetzte Blinker als Indiz für einen Spurwechsel, der nicht gesetzte Blinker verringert die Wahrscheinlichkeit für einen Spurwechsel.

Die Zugehörigkeitsfunktion für das Merkmal „Gierrate“ ist in Abbildung 6.6 dargestellt. In diesem Fall kommt eine trapezartige Funktion zum Einsatz. Während sehr niedrige Werte der Gierrate für eine Fahrt geradeaus in der Fahrspur und damit gegen einen Spurwechsel sprechen, sind sehr hohe Werte der Gierrate ein Indiz für starke Lenkbewegungen z.B. in Kurven oder beim Abbiegen an Kreuzungen.

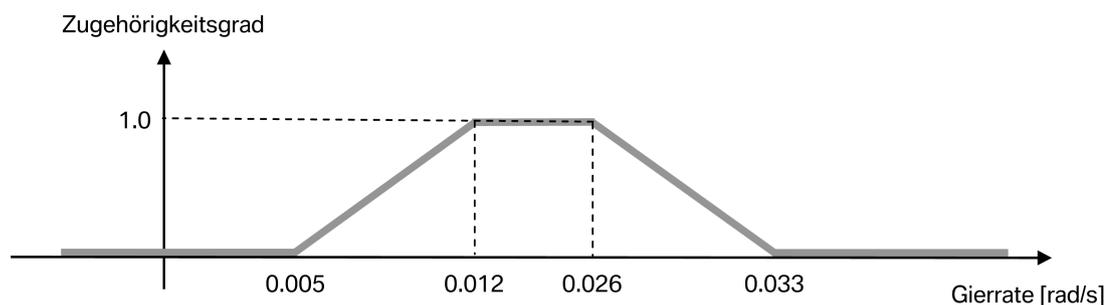


Abbildung 6.6: Zugehörigkeitsfunktion für das Merkmal „Gierrate“

Natürlich treten auch auf leicht kurvigen Strecken beim Folgen der Fahrspur diese für den Spurwechsel signifikanten Gierratenwerte auf. Damit es dadurch nicht zu einer Verfä-

schung des Spurwechselergebnisses kommt, wird das Merkmal „Gierrate“ nur für den Fall ausgewertet, dass die anderen Merkmale bereits für den Spurwechsel signifikante Werte annehmen, z.B. Setzen des Blinkers.

Für die Merkmale Querversatz und laterale Objektgeschwindigkeit wird die aus Kapitel 6.3.2 bekannte Rampenfunktion benutzt. In Abbildung 6.7 ist die Zugehörigkeitsfunktion für das Merkmal „Querversatz“ zu den Manövern „Eigenspurwechsel rechts“ bzw. „Objektspurwechsel links“ abgebildet. Die Zugehörigkeitsfunktion des Merkmals „Querversatz“ für die Manöver „Eigenspurwechsel links“ bzw. „Objektspurwechsel rechts“ erhält man durch Spiegelung dieser Funktion an der Ordinate.

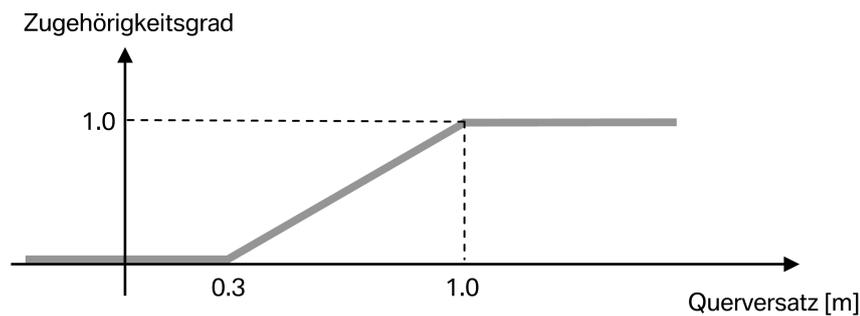


Abbildung 6.7: Zugehörigkeitsfunktion für das Merkmal „Querversatz“

Die Zugehörigkeitsfunktion des Merkmals „laterale Geschwindigkeit“ ist ebenfalls rampenförmig aufgebaut. Sie unterscheidet sich zu der Funktion in Abbildung 6.7 nur über die Grenzwerte. So liegt für die Zugehörigkeitsfunktion des Merkmals „laterale Objektgeschwindigkeit“ zu den Manövern „Eigenspurwechsel rechts“ bzw. „Objektspurwechsel links“ der untere Grenzwert des unscharfen Bereichs bei 0.5 km/h, der obere Grenzwert ist auf 1.2 km/h festgelegt. Für die Spurwechsel in die entgegengesetzten Richtungen ergeben sich analog -0.5 km/h und -1.2 km/h als Grenzwerte.

Die somit gewonnenen unscharfen Merkmalszugehörigkeitsgrade mit den entsprechenden Ungenauigkeiten dienen als Eingangsgrößen für das probabilistische Netz zur Spurwechselidentifikation. Abbildung 6.8 zeigt den Aufbau des Netzes zur Erkennung eines Eigenspurwechsels nach links bzw. eines Objektspurwechsels nach rechts.

Die Merkmale „Blinker links“ und „Gierrate“ stellen dabei Indizien für einen Eigenspurwechsel nach links dar, während die „laterale Objektgeschwindigkeit“ ein Merkmal für den Objektspurwechsel nach rechts bildet. Verbunden sind die beiden Manöver über das Merkmal „Querversatz“. Notwendig wird diese Struktur, da ein nach rechts versetzt fahrendes Vorderfahrzeug die Folge eines Spurwechsels dieses Fahrzeugs nach rechts oder die Folge eines Spurwechsels des Eigenfahrzeugs nach links darstellen kann.

Die in Abschnitt 6.4.1 beschriebenen merkmalspezifischen Charakteristika auf die Manöverentscheidung werden mit Hilfe der Übergangswahrscheinlichkeiten modelliert. So wird beispielsweise über die bedingten Wahrscheinlichkeiten festgelegt, dass durch einen

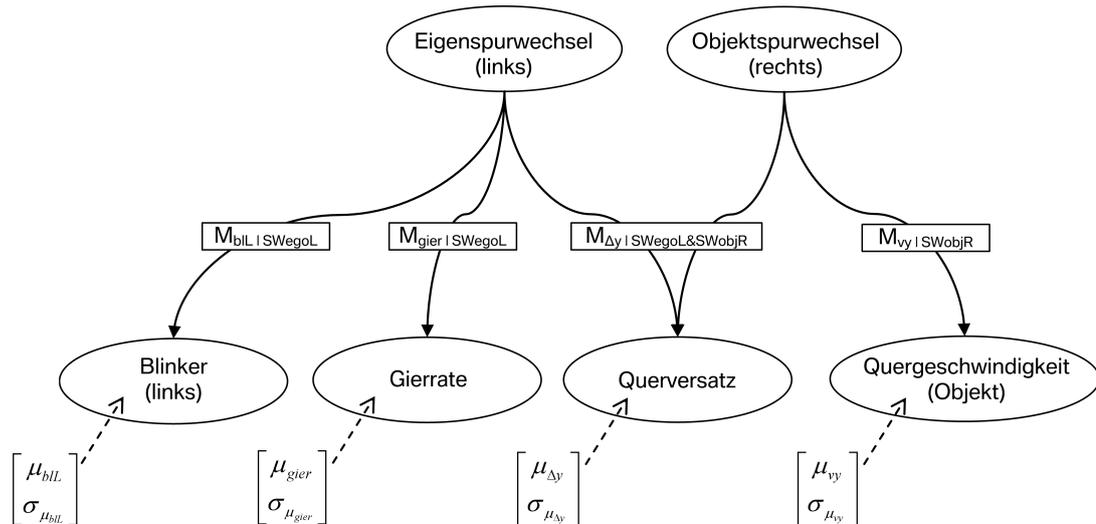


Abbildung 6.8: Probabilistisches Netz zur Erkennung von Spurwechsel

gesetzten Blinker die Wahrscheinlichkeit für einen folgenden Eigenspurwechsel erheblich ansteigt. Durch das Nichtsetzen des Blinkers hingegen fällt die Wahrscheinlichkeit nur leicht ab. Damit wird die Tatsache berücksichtigt, dass Spurwechsel zum Teil auch ohne vorherige Betätigung des Blinkers durchgeführt werden. Der Blinker stellt damit im Gegensatz zum Querversatz beispielsweise kein zwingendes Merkmal dar und wird im Modell deshalb schwächer gewichtet. Entsprechend hat das Merkmal „Querversatz“ ebenfalls einen durch die Übergangswahrscheinlichkeiten festgelegten sehr starken Einfluss auf die Manöverentscheidung.

Die Merkmalsbotschaften werden mit Hilfe der definierten Übergangswahrscheinlichkeiten durch das Netz propagiert und daraus die Wahrscheinlichkeiten für die beiden Manöver Eigenspurwechsel nach links bzw. Objektspurwechsel nach rechts bestimmt. Die Nachrichten der einzelnen Merkmalsknoten werden hierfür bottom-up an die Manöverknoten versendet. Damit die Nachrichten der Merkmalsknoten beide Manöverknoten erreichen, muss beim Versenden der Botschaften eine gewisse Reihenfolge eingehalten werden. In Abbildung 6.9 ist eine mögliche Abfolge zum Verschicken der Botschaften aufgezeigt.

Entscheidend ist dabei, dass die top-down Botschaften der Manöverknoten an den Merkmalsknoten „Querversatz“ erst nach Verschicken der bottom-up Nachrichten der übrigen Merkmalsknoten versendet wird. Die bottom-up Botschaften vom Merkmalsknoten „Querversatz“ an die Manöverknoten, als letzter Verarbeitungsschritt, beinhaltet somit sowohl die Informationen bezüglich des Querversatz als auch die Informationen der anderen Merkmale. Es wird das sog. „explaining away“ ermöglicht.

Unter „explaining away“ wird ein Verfahren zur Schlussfolgerung verstanden, das auch der Mensch unbewusst benutzt. Eine gewisse Tatsache hat beispielsweise zwei Ursachen. Durch Bekanntwerden einer Ursache, welche die Tatsache erklärt, wird die zweite Ursache,

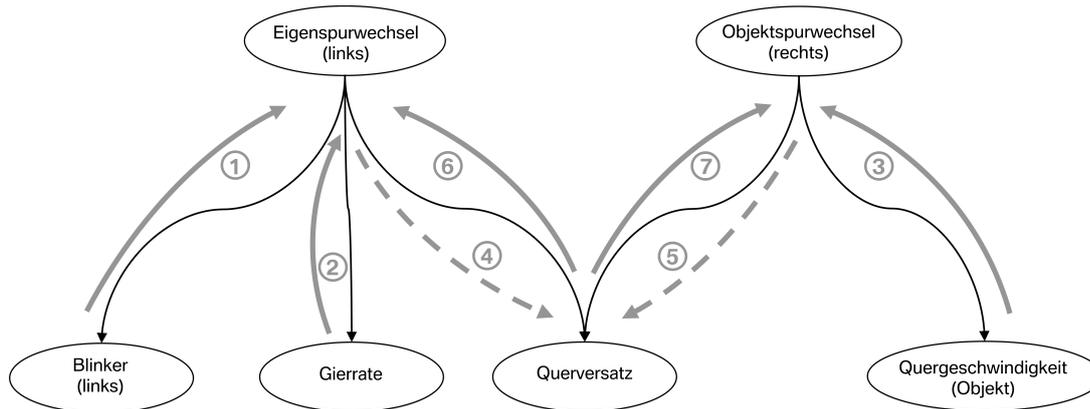


Abbildung 6.9: Abfolge der zu versendenden Botschaften

welche die Tatsache auch erklären könnte, wieder verworfen. Mit Hilfe der Abbildungen 6.10 (a) und (b) wird „explaining away“ am Beispiel der Manöver Eigenspurwechsel nach links und Objektspurwechsel nach rechts gezeigt. Nach Bekanntwerden eines Querversatzes des Vorderfahrzeugs nach rechts wird diese Information an die beiden Manöverknoten geschickt (vgl. Abbildung 6.10(a)). Damit erhöht sich sowohl die Wahrscheinlichkeit für einen anstehenden Eigenspurwechsel nach links als auch für einen Objektspurwechsel nach rechts.

Wird der linke Blinker des Eigenfahrzeugs betätigt (vgl. Abbildung 6.10(b)) gilt dies als zusätzliches Indiz für einen Eigenspurwechsel nach links. Damit erhöht sich die Wahrscheinlichkeit für dieses Manöver. Da jetzt der Querversatz des Vorderfahrzeugs durch den sehr wahrscheinlichen Eigenspurwechsel erklärt ist, verringert sich entsprechend die Wahrscheinlichkeit für einen Objektspurwechsel. Damit hat das Merkmal „Blinker“ sowohl Einfluss auf das Manöver Eigenspurwechsel nach links als auch auf das Manöver Objektspurwechsel nach rechts. Die gleichen Überlegungen gelten auch für die Merkmale „Gierrate“ oder „Quergeschwindigkeit“. In Kapitel 7.2.2 wird das Prinzip experimentell anhand realer Messdaten verdeutlicht.

Vorteil des hier vorgestellten Verfahrens zur Erkennung von Spurwechseln ist, dass auf eine Spurerkennung und damit den Einsatz einer Kamera im Fahrzeug verzichtet werden kann. Das Vorhandensein eines Vorderfahrzeugs als notwendige Bedingung stellt in diesem Fall keine weiteren Einschränkungen dar. In einer Notbremsituation ist dieses stets vorhanden. Nachteile dieser Methode sind, dass einerseits eine Erkennung von gleichzeitigem Eigen- und Objektspurwechsel nicht möglich ist und andererseits Abbiegevorgänge an Kurven fälschlicherweise als Spurwechsel klassifiziert werden können. Für die Erkennung einer Notbremsituation sind diese Einschränkungen nicht entscheidend.

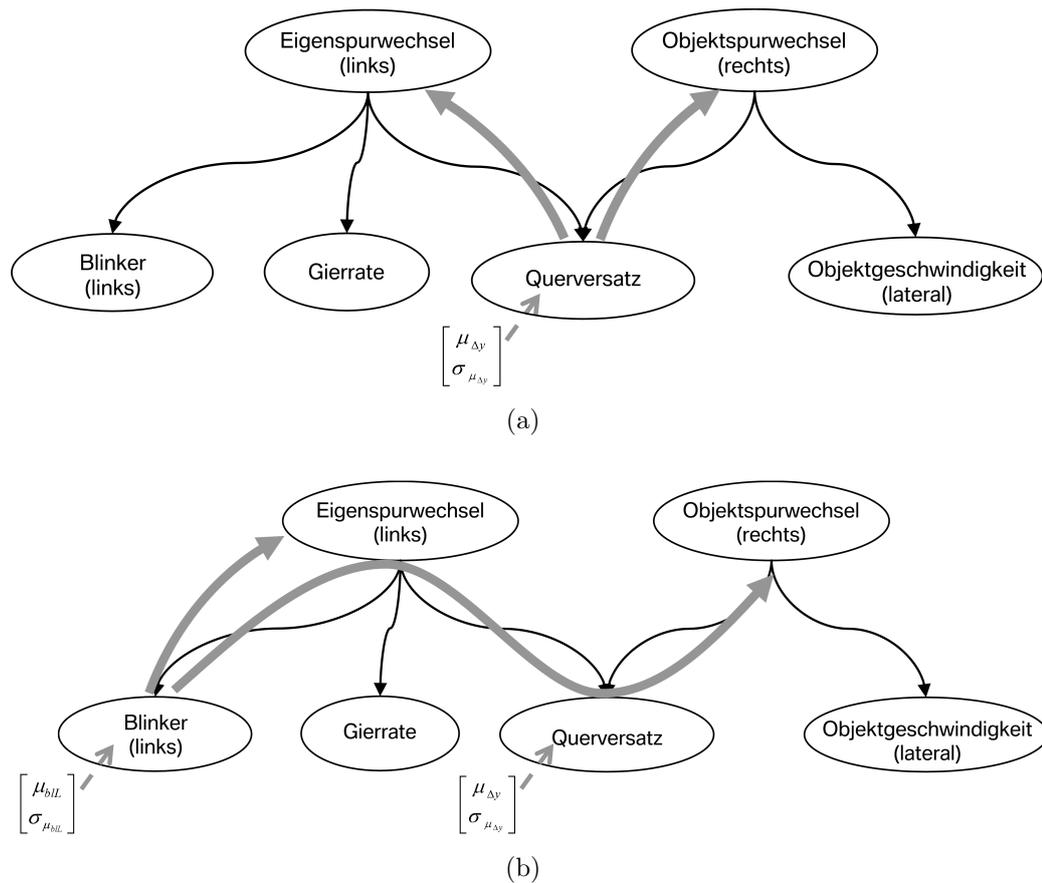


Abbildung 6.10: “Explaining away“ am Beispiel der Spurwechseleerkennung

6.5 Manöver Bremsreaktion

Mit dem Manöver „Bremsreaktion“ fließt das subjektive Situationsempfinden des Fahrers in das System zur Erkennung einer Notbremsssituation mit ein. Verlässt der Fahrer abrupt das Gaspedal und leitet ein ausreichend starkes Bremsmanöver ein, erkennt das System die richtige Fahrerreaktion und die Wahrscheinlichkeit der Notbremsssituation fällt ab. Der Fahrer ist im Begriff die gefährliche Situation selbst zu lösen. Es kann demzufolge davon ausgegangen werden, dass der Fahrer die Situation richtig erkannt hat. Die Notbremsssituation verliert damit an Kritikalität.

Die Bremsreaktion setzt sich aus der Gaspedalstellung und der Betätigung des Bremspedals gemessen über den Bremsdruck zusammen. Es ergeben sich folgende Merkmale:

- Gaspedalstellung
- Gaspedalgradient
- Bremsdruck

Diese Merkmale werden mit Hilfe der Zugehörigkeitsfunktionen unscharf diskretisiert und dienen als Eingangsgrößen für das in Abbildung 6.11 skizzierte probabilistische Netz. Die Zugehörigkeitsfunktion des Merkmals „Bremsdruck“ ist so ausgelegt, dass der Zugehörigkeitsgrad des Merkmals mit zunehmendem Bremsdruck ansteigt. Die gleichen Überlegungen gelten auch für das Merkmal „Gaspedalgradient“. Damit wird der Tatsache Rechnung getragen, dass die Bremsreaktion bei schnellerem Verlassen des Gaspedals und stärkerem Betätigen des Bremspedals ausgeprägter ist. Im Modell ergibt sich entsprechend eine höhere Wahrscheinlichkeit für das Manöver „Bremsreaktion“.

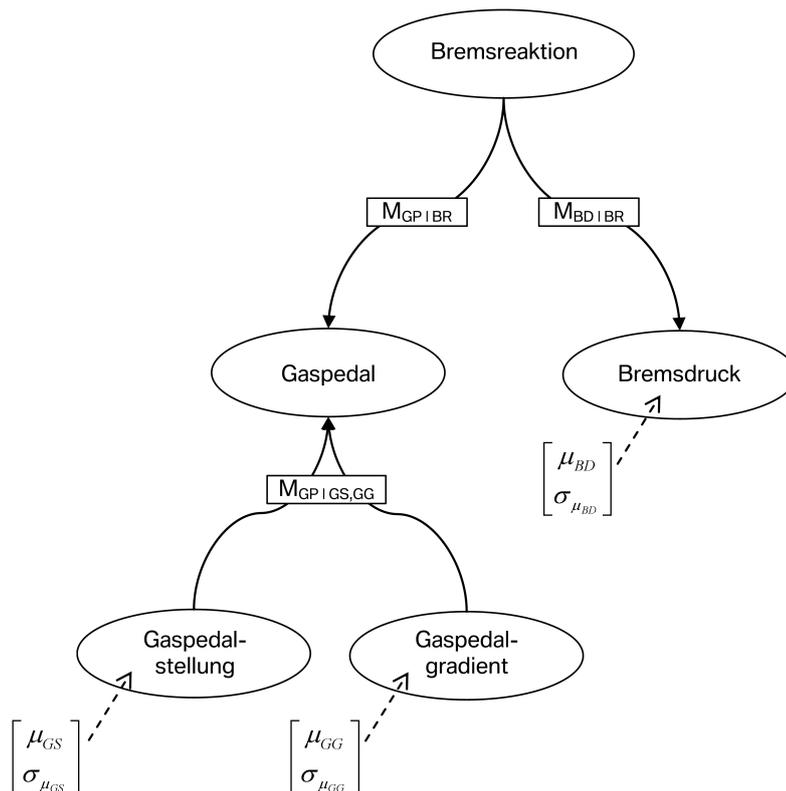


Abbildung 6.11: Probabilistisches Netz zur Erkennung des Manövers „Bremsreaktion“

Da sämtliche Merkmale exakt gemessen vorliegen, wird die Ungenauigkeit der Merkmalsgrößen nicht berücksichtigt und somit auf 0 gesetzt.

Die Merkmale Gaspedalstellung und Gaspedalgradient bilden im Netz von Abbildung 6.11 die Eltern des Knotens „Gaspedal“. Damit ist eine unscharfe „ODER“-Verknüpfung der beiden Merkmale verwirklicht. Unter Berücksichtigung des Merkmals „Bremsdruck“ wird daraus die Wahrscheinlichkeit für das Manöver „Bremsreaktion“ gebildet.

6.6 Synthese zur Notbremssituation

In den vorherigen drei Abschnitten wurden die notwendigen Teilsituationen und Manöver, aus denen sich die Notbremssituation zusammensetzt, extrahiert. Im letzten Schritt müssen die berechneten Situations- und Manöverwahrscheinlichkeiten zusammengeführt und daraus die Gesamtwahrscheinlichkeit für die Notbremssituation gebildet werden. In Abbildung 6.12 ist das Netz zur Verschmelzung der Einzelwahrscheinlichkeiten dargestellt. Neben den Wahrscheinlichkeitswerten werden auch die Ungenauigkeiten durch das Netz propagiert und daraus schließlich eine Gesamtungenauigkeit für die Notbremssituation gebildet.

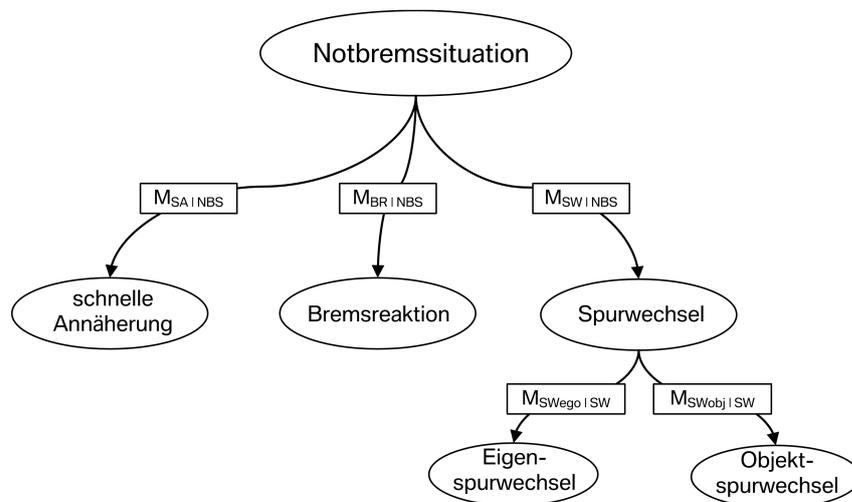


Abbildung 6.12: Probabilistisches Netz zur Erkennung der Notbremssituation

Die Situation „schnelle Annäherungsfahrt“ bestimmt maßgeblich die Kritikalität der Notbremssituation und hat aus diesem Grund auch den größten Einfluss auf die Entscheidung. Das Modell ist so ausgelegt, dass aus einer erhöhten Wahrscheinlichkeit für eine schnelle Annäherungsfahrt ein Wahrscheinlichkeitsanstieg für die Notbremssituation folgt. Es entsteht eine starke Korrelation zwischen diesen beiden Situationen. Im Gegensatz dazu folgt aus einer hohen Wahrscheinlichkeit für eine Bremsreaktion eine niedrigere Gesamtwahrscheinlichkeit für die Notbremssituation. Das System geht davon aus, dass der Fahrer die Situation richtig erkannt hat. Die Notbremssituation verliert damit an Gefährlichkeit. Auch ein erkannter Spurwechsel hat ein starkes Abfallen der Wahrscheinlichkeit für eine Notbremssituation zur Folge. Die Situation erscheint bei Betrachtung der Momentaufnahme kritisch, durch den beabsichtigten Spurwechsel wird diese aber komplett entschärft. Dabei ist es nicht von Bedeutung, ob der Fahrer des Eigenfahrzeugs oder das Vorderfahrzeug beabsichtigt die Spur zu wechseln. Aus diesem Grund werden die einzelnen Spurwechselwahrscheinlichkeiten zunächst verschmolzen, indem eine Gesamtwahrscheinlichkeit für einen Spurwechsel jeglicher Art berechnet wird.

Die Notbremsituation wird somit über die tatsächliche Fahrsituation in Form der schnellen Annäherungsfahrt extrahiert. Daneben fließt die Fahrersituation, also das subjektive Situationsempfinden des Fahrers, mit Hilfe der Bremsreaktion in die Entscheidungsfindung mit ein. Mit dem Manöver „Spurwechsel“ wird auch die Fahrerabsicht bei der Modellierung der Notbremsituation berücksichtigt.

Es entsteht ein ganzheitlicher Ansatz, der es erlaubt, neben der Wahrscheinlichkeit für die Notbremsituation auch deren Ungenauigkeit und den Einfluss der unterschiedlichen Messgrößen auf die Situationsentscheidung zu bestimmen. In Abbildung 6.13 ist das Gesamtnetz zur Bestimmung einer Notbremsituation dargestellt. Die mit dem vorgestellten Aufbau erzielten und auf realen Messdaten basierenden Ergebnisse werden ausführlich in Kapitel 7 diskutiert.

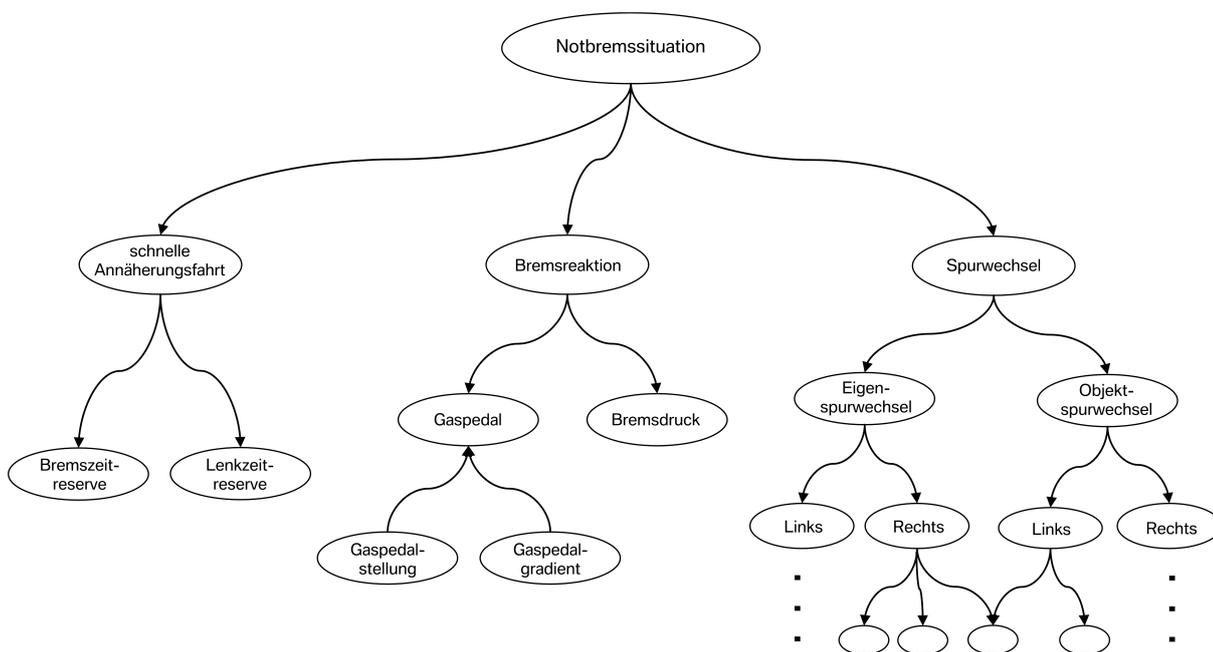


Abbildung 6.13: Aufbau des Gesamtnetzes

6.7 Zusammenfassung

In diesem Kapitel wurde die Umsetzbarkeit des in Kapitel 5 vorgestellten Ansatzes zur Erkennung von Fahrsituationen und Fahrmanövern am Beispiel der Notbremsituation gezeigt. Die Teilsituationen und Manöver, aus denen sich die Notbremsituation zusammensetzt, wurden aus der Definition der Notbremsituation abgeleitet. Der Ansatz erlaubt es, die relevanten Situationen und Manöver „schnelle Annäherungsfahrt“, „Bremsreaktion“, „Eigenspurwechsel“ und „Objektspurwechsel“ zunächst unabhängig voneinander mit

Hilfe geeigneter Teilnetze zu modellieren. Im letzten Schritt erfolgte der Zusammenschluss der einzelnen Situationen und Manöver zur Notbremssituation.

Neben der Berechnung einer kritikalitätsabhängigen Wahrscheinlichkeit für eine Notbremssituation wurde die Ungenauigkeit, mit der die Situationsaussage aufgrund von Sensorungenauigkeiten behaftet ist, bestimmt. Außerdem wurde der Einfluss der Messdaten auf die Situationsentscheidung erfasst.

Eine Anpassung an die Szene, in der sich das System Fahrer-Fahrzeug befindet, erfolgte über die Merkmalszugehörigkeitsfunktion. Hierfür wurde eine wahrscheinlichkeitsbasierte Szenenerkennung „Stadt-Autobahn“ mit Hilfe eines probabilistischen Netzes umgesetzt. Es besteht darüber hinaus die Möglichkeit das Modell ebenfalls über die Merkmalszugehörigkeitsfunktion an den individuellen Fahrstil anzupassen. Die Fahrleistung lässt sich mit Hilfe der unscharfen Situationsaussage über eine fahrleistungsabhängige Auslöseschwelle in das Modell einbeziehen.

Das Modell berücksichtigt nicht nur die objektive Fahrsituation, es fließen auch Informationen zur Fahrersituation über das Bremsverhalten und zur Fahrerabsicht über die Spurwechselerkennung in das System mit ein.

7 Experimentelle Ergebnisse und Evaluation

7.1 Ziele der Untersuchung

In diesem Abschnitt wird das in Kapitel 6 vorgestellte System zur Erkennung der Notbremsituation mit Hilfe realer Messdaten getestet und bewertet. Dabei werden neben der Notbremsituation selbst auch die Situationen und Manöver, aus denen sich diese zusammensetzt, separat untersucht. In den einzelnen Unterkapiteln folgt die Vorstellung der Ergebnisse von den Versuchsfahrten für die Szenarien „schnelle Annäherungsfahrt“, „Spurwechsel“, „Bremsreaktion“ und „Notbremsituation“. Die Versuchsfahrten wurden sowohl auf der Teststrecke als auch im normalen Straßenverkehr durchgeführt.

Neben den Situations- und Manöverwahrscheinlichkeiten werden die entsprechenden Ungenauigkeiten sowie die Merkmals- und Messwerteeinflüsse auf die Situations- oder Manöverentscheidung untersucht und dabei auch die einzelnen Merkmale, ihre Zugehörigkeitsgrade und Ungenauigkeiten betrachtet. Der Verlauf dieser Größen wird grafisch über der Zeit dargestellt. Damit lassen sich erste Zusammenhänge zwischen den Messwerten und der entsprechenden Systemantwort, nämlich den klassifizierten Situationen und Manövern ableiten. Entspricht die Klassifikation nicht dem für die jeweiligen Messwerte erwarteten Ergebnis, muss entweder die Parametrisierung oder die Struktur des Situations- bzw. Manövermodells angepasst werden.

Die Signifikanzen der Messgrößen berechnen sich aus den Einflusswerten auf die Situations- und Manöverentscheidung. Damit wird der Rückschluss von der zu erkennenden Situation bzw. dem zu erkennenden Manöver auf die Messwerte und die entsprechenden Sensoren gezogen. Hieraus lassen sich Anforderungen an die Sensoren für die Erkennung der jeweiligen Situationen und Manöver, speziell der Notbremsituation, ableiten.

Die vorgestellten Testergebnisse für die unterschiedlichen Situationen und Manöver zeigen Möglichkeiten, aber auch Grenzen des Verfahrens auf. In Abschnitt 7.3 wird das System anhand der Messergebnisse bewertet.

7.2 Auswertung der Messfahrten

Die Szenarien „schnelle Annäherungsfahrt“, „Spurwechsel“ und „Bremsreaktion“ werden unabhängig voneinander untersucht. Hierfür wird jeweils eine signifikante Messfahrt ausgewertet. Die Notbremssituation setzt sich aus diesen drei Situationen und Manövern zusammen. Demzufolge wird für die Untersuchung des Szenarios „Notbremssituation“ auch auf jede dieser Untersituationen und Manöver eingegangen. Die Untersuchung der Notbremssituation erfolgt anhand zweier Beispiele. In Beispiel 1 wird die kritische Situation über ein starkes Bremsmanöver, in Beispiel 2 mit Hilfe eines Spurwechsels gelöst.

7.2.1 Szenario: Schnelle Annäherungsfahrt

Die Situation „schnelle Annäherungsfahrt“ wird nach Kapitel 6.3 aus den Merkmalen „Bremszeitreserve“ und „Lenkzeitreserve“ klassifiziert. Dieser Abschnitt geht sowohl auf den Verlauf der Merkmalswerte und deren Ungenauigkeiten als auch auf den Wahrscheinlichkeitsverlauf, für eine auf der Teststrecke durchgeführte schnelle Annäherungsfahrt, ein. Ferner wird der Einfluss der Messwerte auf die Merkmalsberechnung der Bremszeitreserve und auf die Situationsentscheidung dargestellt.

In Abbildung 7.1 sind die Merkmalswerte der Bremszeitreserve (oberes Bild) und der Lenkzeitreserve (unteres Bild) über der Zeit aufgetragen. Das Vorderfahrzeug wird 9.4 s nach Beginn der Messung bei einem Abstand von 98 m zum Eigenfahrzeug erkannt. Die Merkmalswerte der Bremszeitreserve und Lenkzeitreserve liegen zu diesem Zeitpunkt bei ca. 4 s bzw. 4.5 s. Aufgrund des großen Geschwindigkeitsunterschieds fällt sowohl die Bremszeitreserve als auch die Lenkzeitreserve im weiteren Verlauf stark ab.

Die negativen Werte der Bremszeitreserve um 12.5 s entstehen aufgrund eines kurzzeitigen starken Bremsmanövers des Vorderfahrzeugs mit -4 m/s^2 . Würde das Vorderfahrzeug weiter mit dieser Verzögerung bremsen, wäre eine Konfliktlösung mit Hilfe einer Notbremsung nicht mehr möglich. Des Weiteren muss bei diesen geringen Werten stets die Ungenauigkeit der Merkmalsgrößen, basierend auf den entsprechenden Sensorgenauigkeiten, mit berücksichtigt werden. Die Ungenauigkeit bzw. Varianz liegt in diesem Beispiel für die Bremszeitreserve im gesamten Verlauf zwischen 0.2 s und 0.4 s. Sie ist über den graue Bereich in Abbildung 7.1 dargestellt. Die Werte der Lenkzeitreserve hingegen sind weniger kritisch. Auch diese fallen stark ab und erreichen schließlich ihr Minimum bei ca. 1.5 s. Demzufolge ist ein Ausweichmanöver zur Vermeidung der Konfliktsituation zu jedem Zeitpunkt möglich. Die Varianz der Lenkzeitreserve fällt kontinuierlich von 0.2 s auf nahezu 0 s ab. Die beiden Peaks sowohl bei der Bremszeitreserve als auch bei der Lenkzeitreserve nach 12.8 s und 12.9 s basieren auf fehlerhaften Messungen der Objektbeschleunigung. Die Beschleunigung wird mit Hilfe des Kalman-Filters geschätzt und ist aus diesem Grund besonders empfindlich und fehleranfällig. Es ist Aufgabe der Sensorfehlererkennung derartige Fehler bereits frühzeitig zu diagnostizieren und herauszufiltern.

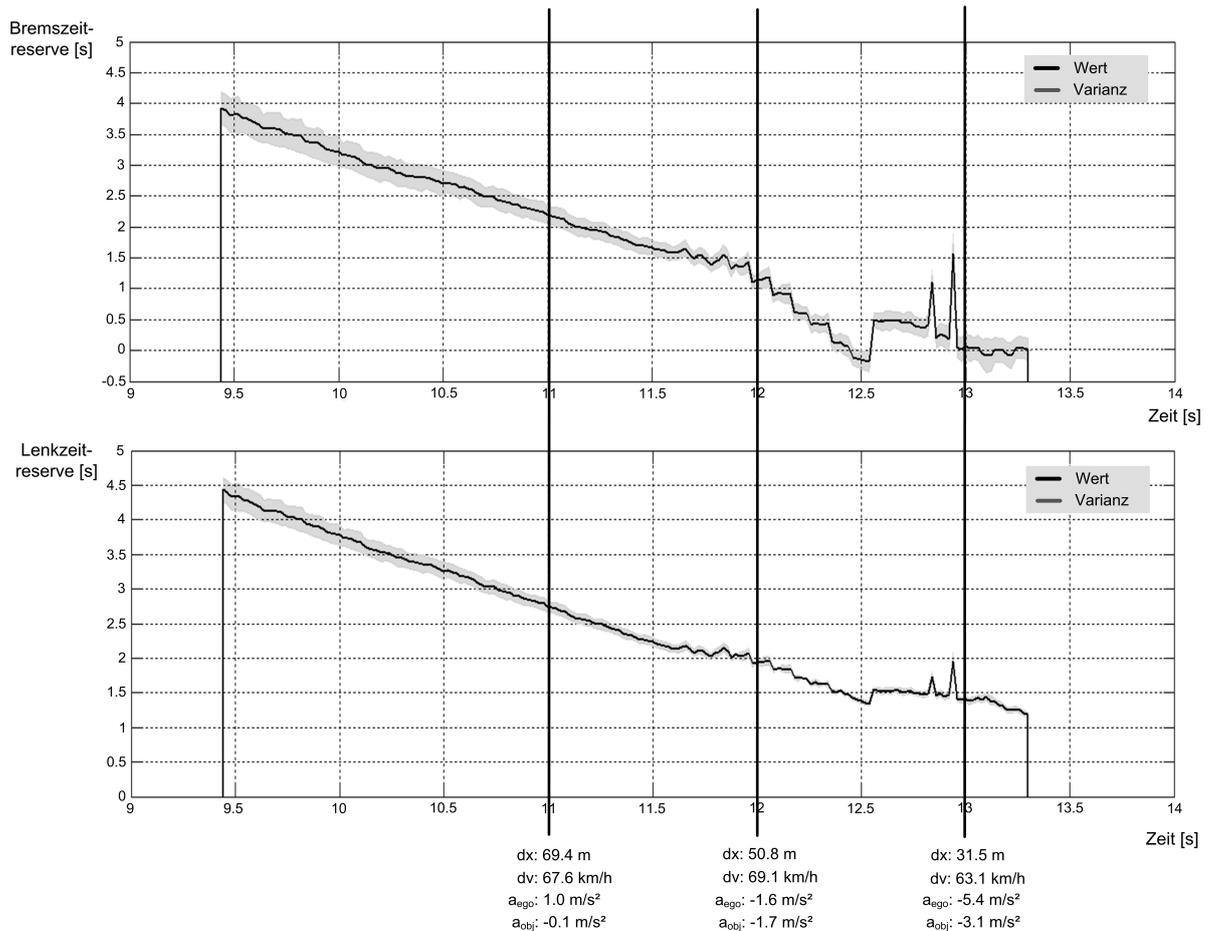


Abbildung 7.1: Bremszeitreserve und Lenkzeitreserve am Beispiel einer schnellen Annäherungsfahrt

In Abbildung 7.2 ist der Einfluss der Messwerte auf die Merkmalsberechnung der Bremszeitreserve aufgetragen. Die Bremszeitreserve berechnet sich aus den Messwerten Objektabstand, Relativgeschwindigkeit, Objektbeschleunigung und Eigenbeschleunigung. Die Einflusswerte sind normiert, d.h. die Einflüsse aller Messgrößen addieren sich zu jedem Zeitpunkt auf 1.

Der größte Einfluss ergibt sich erwartungsgemäß für die Relativgeschwindigkeit. Er liegt im gesamten Verlauf nahezu unverändert bei 0,5. Besonders auffällig ist die stetige Einflusszunahme der Messgröße „Objektabstand“ von ungefähr 0,17 auf 0,4. Diese Tatsache lässt sich damit erklären, dass bei einem Objektabstand von 100 m eine Veränderung dieses Wertes um z.B. 1 m viel geringere Auswirkungen hat, als bei einem Objektabstand von 10 m. Da der Abstand zum Vorderfahrzeug in diesem Beispiel stark abnimmt, erhöht sich entsprechend der Einfluss dieses Messwerts. Gemäß der Einflusszunahme der Messgröße „Objektabstand“ verlieren die Größen „Objektbeschleunigung“ und „Eigenbeschleunigung“ an Einfluss. Für den Einfluss der Messwerte auf die Lenkzeitreserve ergibt

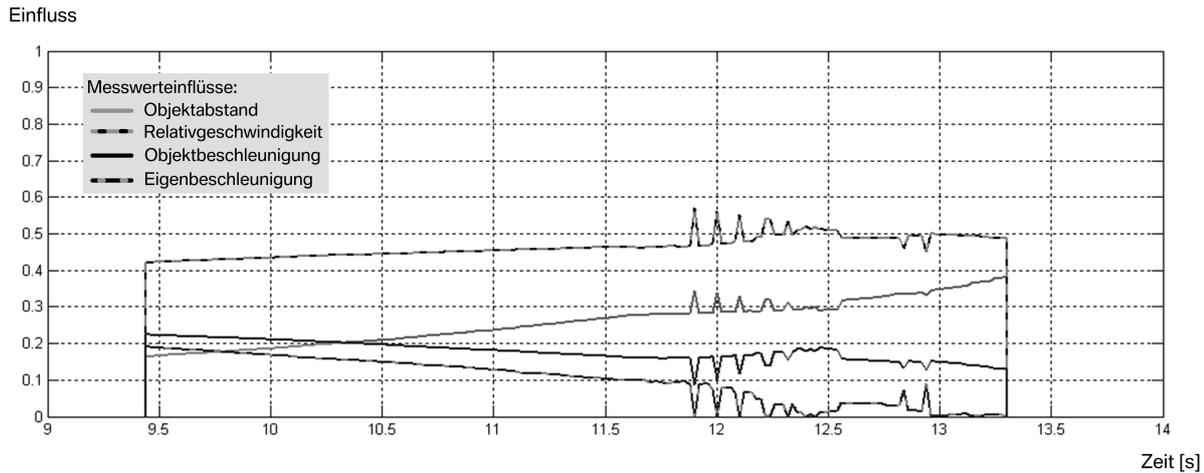


Abbildung 7.2: Einfluss der Messwerte auf die Berechnung der Bremszeitreserve

sich ein sehr ähnliches Bild und ist aus diesem Grund nicht dargestellt.

Aus den beiden Merkmalen der Bremszeitreserve und Lenkzeitreserve wird die Wahrscheinlichkeit für die Situation „schnelle Annäherungsfahrt“ bestimmt. Abbildung 7.3 stellt das Resultat dar. Neben der Situationswahrscheinlichkeit ist in grau die sich aus den Merkmalsvarianzen ergebende Situationsungenauigkeit aufgetragen.

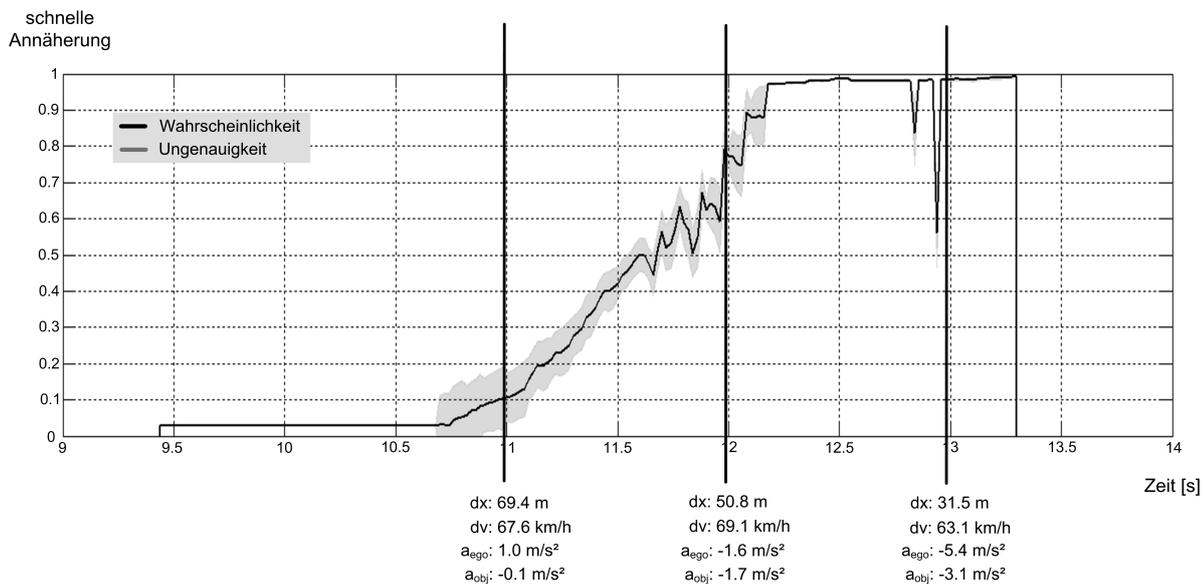


Abbildung 7.3: Wahrscheinlichkeit und Ungenauigkeit für die Situation „schnelle Annäherung“

Die Wahrscheinlichkeit für eine schnelle Annäherungsfahrt steigt schnell an und erreicht schließlich nach 12.2 s ihren Maximalwert von nahezu 1. Die Ungenauigkeit der Entscheidung liegt im Übergangsbereich zwischen 0.06 und 0.1. In den Sättigungsbereichen bis 10.7

s und ab $12.2 s$ ist die sensorbedingte Ungenauigkeit der Situationsentscheidung nahezu 0. In diesem Bereich nehmen die Messgrößen und Merkmale derart signifikante Werte an, dass auch die Ungenauigkeiten der Sensoren auf die Entscheidung keinen Einfluss mehr haben. Die beiden Peaks im Wahrscheinlichkeitsverlauf entstehen aufgrund der bereits erwähnten Sensorfehler. Zu diesen Zeitpunkten springt die Ungenauigkeit nach oben. Das Ansteigen repräsentiert aber nicht vollständig das Ausmaß des Sensorfehlers.

Der Einfluss der Messwerte auf die Situationsentscheidung setzt sich aus den Einflüssen der Messwerte auf die Merkmalsberechnung und schließlich den Einflüssen der Merkmale auf die Situationsbestimmung zusammen. In Abbildung 7.4 sind die Einflüsse der relevanten Messwerte auf die Situation „schnelle Annäherungsfahrt“ abgebildet.

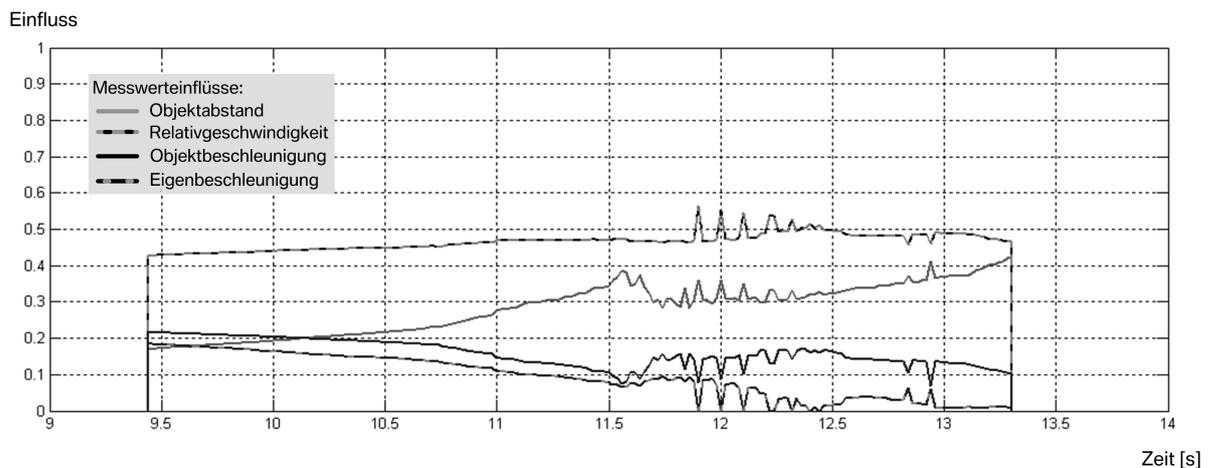


Abbildung 7.4: Einfluss der Messwerte auf die Bestimmung der Situation „schnelle Annäherung“

Der Einfluss der Messwerte auf die Situation „schnelle Annäherungsfahrt“ ist sehr ähnlich zum Einfluss der Messwerte auf die Berechnung der Bremszeitreserve in Abbildung 7.2. Die leichten Veränderungen basieren auf der Lenkzeitreserve, die ebenfalls zur Entscheidungsfindung beiträgt, deren Einflussgrößen aber nicht skizziert wurden.

Die Schwankungen in den Verläufen zwischen $11.7 s$ und $12.2 s$ entstehen aufgrund von Modellwechseln der Bremszeitreserve und Lenkzeitreserve für die Fälle $\Delta a = 0$ bzw. $\Delta a \neq 0$ (vgl. Kapitel 6.3.1).

7.2.2 Szenario: Spurwechsel

Das Szenario „Spurwechsel“ umfasst vier mögliche Ausprägungen: den Eigenspurwechsel nach links und rechts, sowie den Objektspurwechsel nach links oder rechts. Jeder dieser Spurwechsel entschärft eine potentielle Notbremssituation. In diesem Abschnitt wird sowohl ein Objektspurwechsel nach rechts als auch ein Eigenspurwechsel nach links untersucht. Anhand des Eigenspurwechsels wird die Methode des „explaining away“ dargestellt.

Für Spurwechsel in die entgegengesetzten Richtungen ergeben sich ähnliche Ergebnisse. Als Eingangsgrößen dienen Blinkersignal, Gierrate, Objektquerversatz und laterale Objektgeschwindigkeit. In Abbildung 7.5 sind der Wahrscheinlichkeitsverlauf und die korrespondierende Ungenauigkeit für einen Objektspurwechsel nach rechts dargestellt.

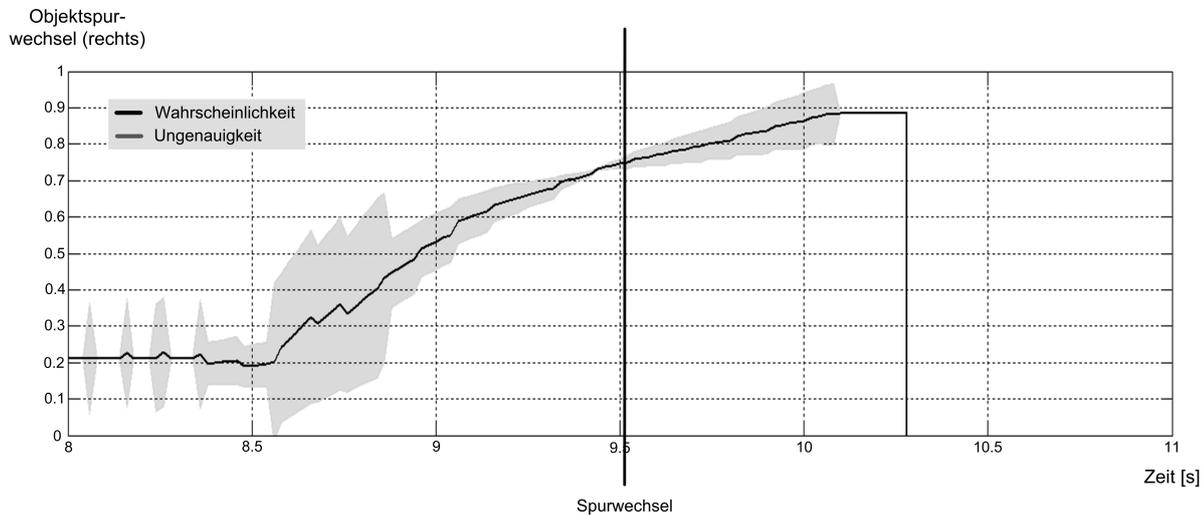


Abbildung 7.5: Wahrscheinlichkeit und Ungenauigkeit für das Manöver „Objektspurwechsel nach rechts“

Die Wahrscheinlichkeit steigt dabei kontinuierlich von 0,2 auf 0,9 an. Der Spurwechsel, d.h. das rechte vordere Rad des Fahrzeugs überquert die Fahrspurmarkierung, findet nach 9,6 s statt. Die Wahrscheinlichkeit liegt zu diesem Zeitpunkt bei 0,75. Die relativ hohe Ungenauigkeit zwischen 8,6 s und 8,8 s setzt sich aus den Messungenauigkeiten des Querversatzes und der Quergeschwindigkeit zusammen. Der starke Abfall nach 8,8 s beruht auf der Tatsache, dass zu diesem Zeitpunkt die Quergeschwindigkeit bereits einen sehr signifikanten Wert annimmt und somit die Messwertungenauigkeit keine Verfälschung der Manöverentscheidung mehr hervorruft.

In Abbildung 7.6 sind die Messwerteinflüsse auf die Manöverentscheidung abgebildet. Die relevanten Messgrößen sind der Querversatz zwischen Eigenfahrzeug und Fremdfahrzeug, die Quergeschwindigkeit des Fremdfahrzeugs sowie die Gierrate und das linke Blinkersignal des Eigenfahrzeugs. Besonders signifikant in der Abbildung ist der starke Anstieg bzw. Abfall des Einflusses der Messgrößen „Quergeschwindigkeit“ und „Querversatz“. Der Einfluss des Querversatzes ist zu Beginn sehr hoch, da das Vorderfahrzeug mittig in der Fahrspur fährt. Für diesen Fall spricht das Merkmal extrem gegen einen Spurwechsel und hat damit großen Einfluss auf die Entscheidung. Bewegt sich das Fahrzeug in Richtung Spurbegrenzung verliert das Merkmal Querversatz zunächst an Aussagekraft, da die Querbewegung entweder ein Indiz für einen Spurwechsel darstellen kann oder nur Folge einer unsauberen Fahrweise ist. Nähert sich das Fahrzeug weiter der Spurbegrenzung an, wird ein Spurwechsel immer wahrscheinlicher.

Das Merkmal gewinnt wieder an Einfluss, da es in diesem Fall ein starkes Indiz für einen Spurwechsel darstellt. Der Einflussverlauf der Quergeschwindigkeit verhält sich wegen der Normierung entsprechend antizyklisch. Auffällig ist außerdem, dass auch die Gierrate und der nicht gesetzte Blinker Auswirkungen auf die Manöverentscheidung „Objektspurwechsel“ haben. Mit Hilfe dieser Merkmale wird sichergestellt, dass nicht das Eigenfahrzeug beabsichtigt die Spur zu wechseln. Somit muss die Ursache des Querversatzes ein Objektspurwechsel darstellen. Infolge dessen nehmen die beiden Merkmale indirekt Einfluss auf die Manöverentscheidung.

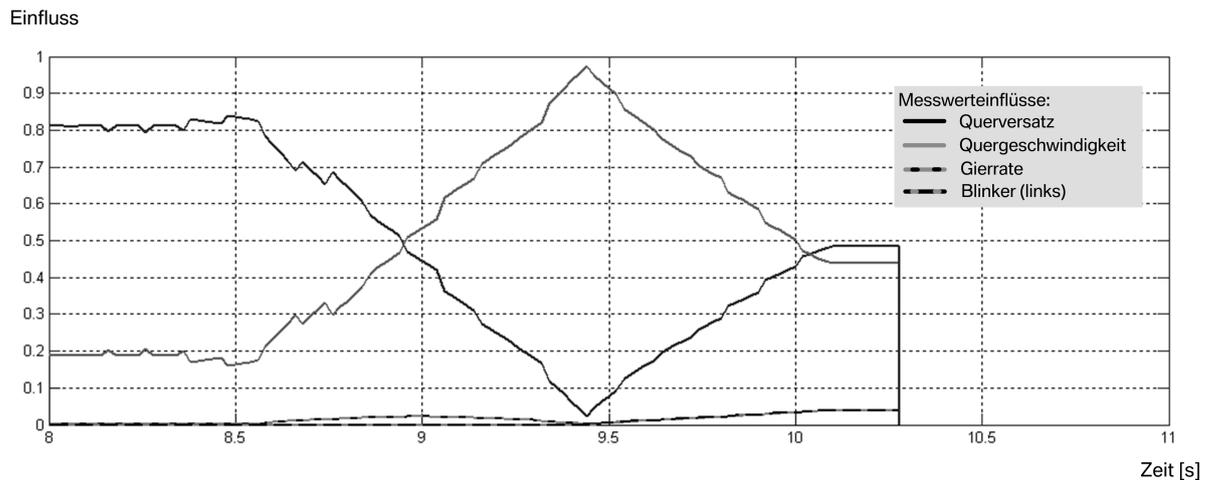


Abbildung 7.6: Einfluss der Messwerte auf die Bestimmung des Manövers „Objektspurwechsel nach rechts“

Als zweites Spurwechselbeispiel wird ein Eigenspurwechsel nach links betrachtet. Aus Gründen der Übersichtlichkeit soll dabei auf die Darstellung der Ungenauigkeiten und Messwerteeinflüsse verzichtet werden. Neben der Wahrscheinlichkeit für den durchgeführten Eigenspurwechsel nach links wird auch die Wahrscheinlichkeit für einen Objektspurwechsel nach rechts betrachtet. Diese beiden Manöver sind, wie in Kapitel 6.4.2 erwähnt, über den Querversatz miteinander gekoppelt. In Abbildung 7.7 ist der Wahrscheinlichkeitsverlauf für den Eigenspurwechsel nach links, in Abbildung 7.8 der entsprechende Wahrscheinlichkeitsverlauf für den Objektspurwechsel nach rechts aufgetragen. Der Spurwechsel findet nach 9.4 s statt. Die berechneten Wahrscheinlichkeiten liegen zu diesem Zeitpunkt für den Eigenspurwechsel bei 0.99, für den Objektspurwechsel bei 0.25.

Der parallele Wahrscheinlichkeitsanstieg sowohl für einen Eigenspurwechsel als auch für einen Objektspurwechsel bis 8.4 s basiert auf dem Merkmal „Querversatz“. Durch die Eigenbewegung nach links entsteht ein Objektquerversatz nach rechts. Ursache dieses Querversatzes kann entweder der durchgeführte Eigenspurwechsel nach links oder ein möglicher Objektspurwechsel nach rechts darstellen. Damit erhöht sich die Wahrscheinlichkeit für beide Manöver. Der sprunghafte Wahrscheinlichkeitsanstieg für einen Eigenspurwechsel nach links basiert auf der Gierrate und dem Setzen des Blinkers nach links. Allein das

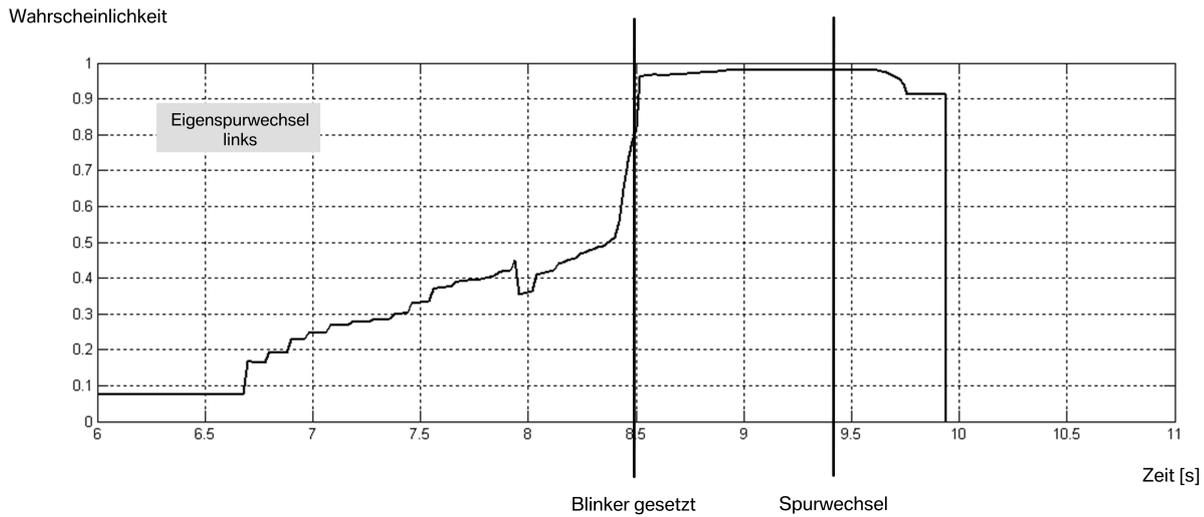


Abbildung 7.7: Explaining Away am Beispiel des Manövers „Eigenspurwechsel“

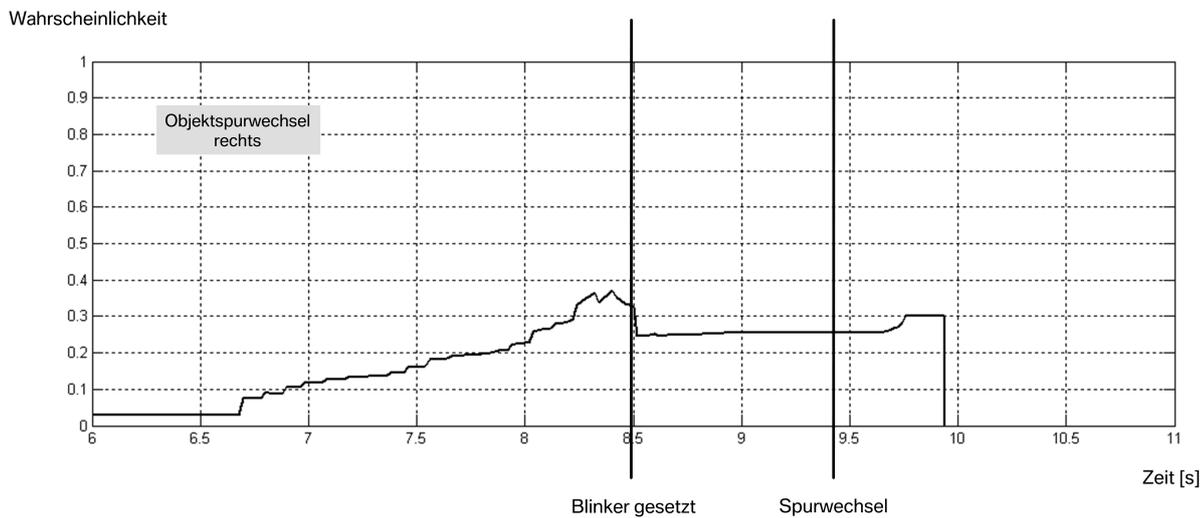


Abbildung 7.8: Explaining Away am Beispiel des Manövers „Objektspurwechsel“

Setzen des Blinkers bewirkt einen Anstieg um 0.2 Punkte. Gleichzeitig fällt die Wahrscheinlichkeit für einen Objektspurwechsel um 0.1 ab. Damit nimmt der Blinker indirekt Einfluss auf den Objektspurwechsel. Es findet das sog. „explaining away“ statt. Der gesetzte Blinker erhöht die Wahrscheinlichkeit für einen Eigenspurwechsel. Damit ist der Querversatz des Vorderfahrzeugs nach rechts erklärt und die Wahrscheinlichkeit für einen Objektspurwechsel fällt dementsprechend ab.

7.2.3 Szenario: Bremsreaktion

Das Manöver „Bremsreaktion“ setzt sich aus der Gaspedalposition bzw. dem Gaspedalgradienten und dem aufgebauten Bremsdruck zusammen (vgl. Kapitel 6.5). Das Modell ist in diesem Fall sehr einfach aufgebaut. Verlässt der Fahrer abrupt das Gaspedal bzw. hat er es bereits verlassen, steigt die Wahrscheinlichkeit für die Bremsreaktion auf 0.5. Leitet der Fahrer daraufhin ein entsprechend starkes Bremsmanöver ein, erhöht sich die Wahrscheinlichkeit auf 1. Da die Ergebnisse dieses Modells im nächsten Abschnitt dargestellt sind, werden sie an dieser Stelle nicht gesondert untersucht.

7.2.4 Szenario: Notbremssituation

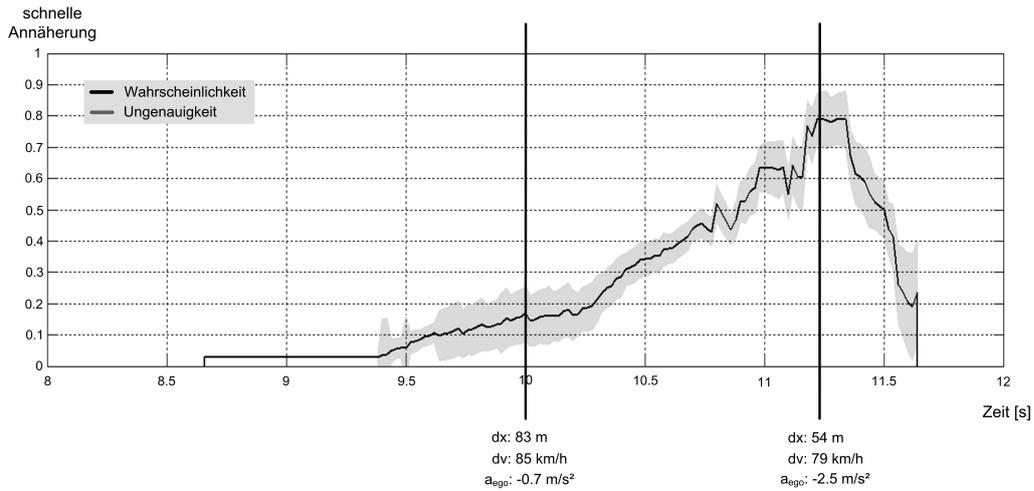
Die Notbremssituation setzt sich aus den bisher untersuchten Situationen und Manövern zusammen. Die einzelnen Situations- und Manöverwahrscheinlichkeiten sowie die entsprechenden Ungenauigkeiten werden über ein probabilistisches Netz zusammengeführt und daraus die Wahrscheinlichkeit und Ungenauigkeit der Notbremssituation bestimmt (vgl. Kapitel 6.6). In diesem Kapitel wird die Notbremssituation anhand zweier Beispiele erläutert. Im ersten Beispiel wird die Gefahrensituation über eine Notbremsung gelöst. Im zweiten Beispiel wird eine Kollision mit dem Vorderfahrzeug durch ein Ausweichmanöver in Form eines Spurwechsels verhindert.

Notbremssituation mit Notbremsung

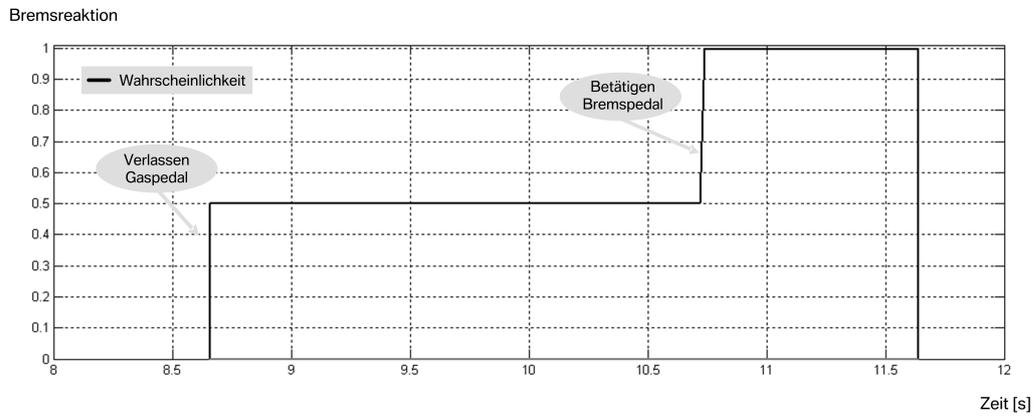
Bei dieser Messfahrt handelt es sich um ein auf der Teststrecke unter realen Umgebungsbedingungen nachgestelltes Notbremsszenario. Das Eigenfahrzeug befindet sich dabei zum kritischsten Zeitpunkt mit einem Abstand von 54 m und einer Differenzgeschwindigkeit von 79 km/h hinter dem Vorderfahrzeug. Die Wahrscheinlichkeitsverläufe mit den entsprechenden Ungenauigkeiten für die einzelnen Situationen und Manöver, aus denen sich die Notbremssituation zusammensetzt, sind in Abbildung 7.9 dargestellt.

Abbildung 7.9(a) zeigt den Wahrscheinlichkeitsverlauf für die Situation „schnelle Annäherungsfahrt“. Dieser steigt relativ kontinuierlich von 0.03 auf bis zu 0.8 an. Den Maximalwert erreicht die Wahrscheinlichkeit zu dem oben beschriebenen kritischsten Zeitpunkt der Annäherungsfahrt. Die erreichte Bremsverzögerung von -2.5 m/s^2 reicht zunächst nicht aus, um die schnelle Annäherungsfahrt nachhaltig zu entschärfen. Erst durch Einleitung eines stärkeren Bremsmanövers mit Bremsverzögerungen von bis zu -6 m/s^2 fällt die Wahrscheinlichkeit für die Situation „schnelle Annäherungsfahrt“ wieder ab. Die Ungenauigkeit nimmt für den relevanten Zeitbereich ziemlich konstante Werte zwischen 0.05 und 0.1 an.

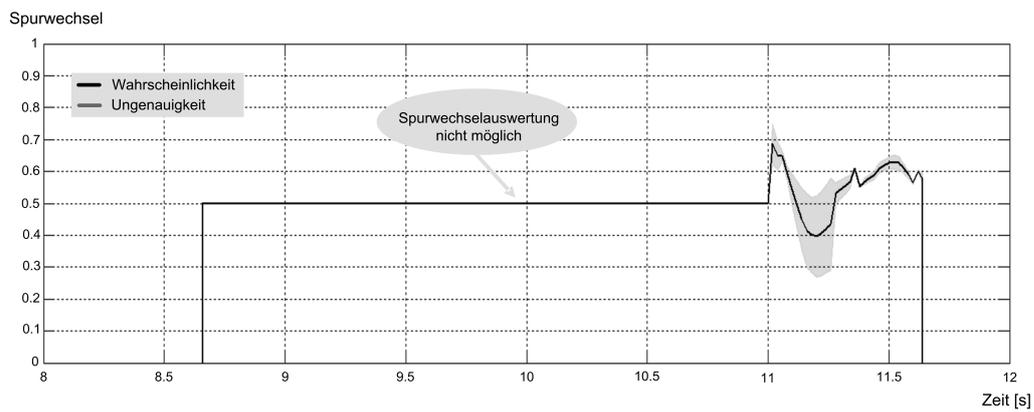
Der Wahrscheinlichkeitsverlauf für das Manöver „Bremsreaktion“ ist in Abbildung 7.9(b) abgebildet. Die Ungenauigkeit liegt aufgrund der fehlerfreien Bestimmung der Messwer-



(a) Schnelle Annäherungsfahrt



(b) Bremsreaktion



(c) Spurwechsel

Abbildung 7.9: Wahrscheinlichkeiten und Ungenauigkeiten am Bsp.1

te zu jedem Zeitpunkt bei 0 und wurde aus diesem Grund in die Abbildung nicht mit aufgenommen. Durch abruptes Verlassen des Gaspedals nach 8.65 s springt die Wahrscheinlichkeit der Bremsreaktion auf 0.5. Der Wahrscheinlichkeitsanstieg auf 1 erfolgt mit Betätigung des Bremspedals nach 10.7 s. Damit ist wahrscheinlich, dass der Fahrer das vor ihm langsamer fahrende Fahrzeug registriert hat und darauf auch entsprechend reagiert. Offen bleibt zu diesem Zeitpunkt, ob die Fahrerreaktion ausreichend für die Lösung des Konflikts ist. Die Situation wird zwar über die Aktion entschärft, dennoch ist eine spätere Warnung des Fahrers infolge einer zu schwachen Reaktion weiter sinnvoll.

Die Wahrscheinlichkeit für einen Spurwechsel zeigt Abbildung 7.9(c). Dabei sind bereits sämtliche Spurwechselausprägungen, d.h. der Eigenspurwechsel nach links oder rechts und ein Objektspurwechsel nach links oder rechts berücksichtigt. Es müssen alle vier Varianten einbezogen werden, da jeder Spurwechsel für sich eine potentielle Notbremssituation entschärfen würde. Eine sinnvolle Spurwechselauswertung ist aufgrund der verwendeten Merkmale erst ab einem Objektabstand von 60 m möglich. Insbesondere das sehr signifikante Merkmal des Querversatzes vom Vorderfahrzeug zum prädizierten Fahrschlauch des Eigenfahrzeugs ist für Entfernungen größer 60 m nicht mehr möglich. Sehr kleine Lenkbewegungen haben auf große Entfernungen erhebliche Auswirkungen auf die Fahrspurprädiktion und verursachen damit ein starkes Verrauschen des Merkmals. Der Objektabstand von 60 m wird in dieser Messfahrt nach 11 s unterschritten. Wie in Abbildung 7.9(c) zu sehen ist, wird die Wahrscheinlichkeit eines Spurwechsels für den Zeitbereich bis 11 s auf 0.5 gesetzt. Damit ist die Wahrscheinlichkeit für einen Spurwechsel genauso groß wie die Wahrscheinlichkeit für das weitere Fahren in der Fahrspur und die Spurwechselerkennung ist neutralisiert. Sie hat in diesem Zustand keinen Einfluss auf die Entscheidung bezüglich einer Notbremssituation. Die oben erwähnten Schwierigkeiten zeigen sich in abgeschwächter Form auch für den Fall, dass sich das Fremdfahrzeug bereits näher als 60 m befindet. In Abbildung 7.9(c) wird dies über die starken Schwankungen der Spurwechselwahrscheinlichkeit zwischen 11 s und 11.5 s deutlich. Die Wahrscheinlichkeiten liegen in diesem kurzen Zeitraum zwischen 0.4 und 0.7, obwohl kein Spurwechsel weder vom Eigenfahrzeug noch vom Fremdfahrzeug durchgeführt wird.

Die Gesamtwahrscheinlichkeit mit der korrespondierenden Ungenauigkeit für die Notbremssituation ist in Abbildung 7.10 dargestellt. Die Wahrscheinlichkeit erreicht dabei einen Spitzenwert von 0.7. Die sensorbedingte Ungenauigkeit liegt zu diesem Zeitpunkt bei 0.08. Dies hat zur Folge, dass die tatsächliche Wahrscheinlichkeit in einer Bandbreite von 0.7 ± 0.08 liegt. Der Wahrscheinlichkeitseinbruch nach 10.7 s beruht auf der Reaktion des Fahrers, indem er das Bremspedal betätigt. Die Reaktion ist zu diesem Zeitpunkt noch nicht ausreichend, weshalb die Wahrscheinlichkeit wieder ansteigt. Der zweite Einbruch nach 11.0 s basiert auf dem vermeintlich erkannten Spurwechsel. Nach Abfallen der Spurwechselwahrscheinlichkeit steigt die Wahrscheinlichkeit für eine Notbremssituation wieder sprunghaft an. Erst ein zur Lösung des Konflikts ausreichendes Bremsmanöver eingeleitet nach 11.7 s bewirkt ein nachhaltiges Abfallen der Wahrscheinlichkeit. Die Ungenauigkeit der Situationsentscheidung liegt im gesamten Verlauf unter 0.1. Eine weitere Reduktion dieses Wertes ist vor allem durch Verbesserung der Winkelgenauigkeit von den Radar-

sensoren zu erwarten. Auch die Genauigkeit der Messung der Relativgeschwindigkeit zum Vorderfahrzeug spielt eine entscheidende Rolle, da diese Größe einen erheblichen Einfluss auf die Situationsentscheidung ausübt.

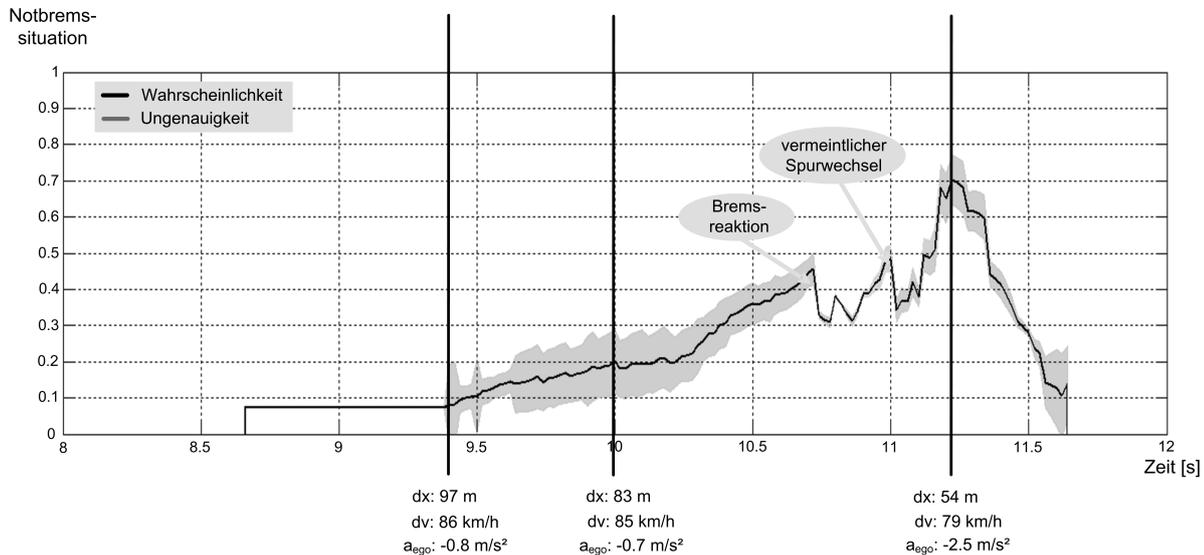


Abbildung 7.10: Wahrscheinlichkeit und Ungenauigkeit einer Notbremssituation am Bsp. 1

Der Einfluss sämtlicher für die Erkennung einer Notbremssituation relevanter Messwerte ist in Tabelle 7.1 aufgelistet. Dabei handelt es sich um eine Momentaufnahme für den Zeitpunkt mit der maximalen Wahrscheinlichkeit für eine Notbremssituation nach 11.3 s.

Über die Zeit betrachtet variiert der Einfluss abhängig von den aktuellen Werten der Messgrößen. Nimmt eine Messgröße einen für die Notbremssituation sehr signifikanten Wert an, steigt entsprechend sein Einfluss auf die Situationsentscheidung. Der Einfluss aller Messgrößen addiert sich aber zu jedem Zeitpunkt auf 1. Es ist ersichtlich, dass vor allem der Abstand und die Relativgeschwindigkeit zum Vorderfahrzeug großen Einfluss auf die Situationsentscheidung ausüben. Für eine Notbremssituation sind dies sehr plausible Ergebnisse.

Notbremssituation mit Ausweichmanöver

Im zweiten Beispiel für eine Notbremssituation wird diese über einen sehr knappen Spurwechsel entschärft. Die Wahrscheinlichkeiten und Ungenauigkeiten der jeweiligen Untersituationen und Manöver sind in Abbildung 7.11 abgebildet.

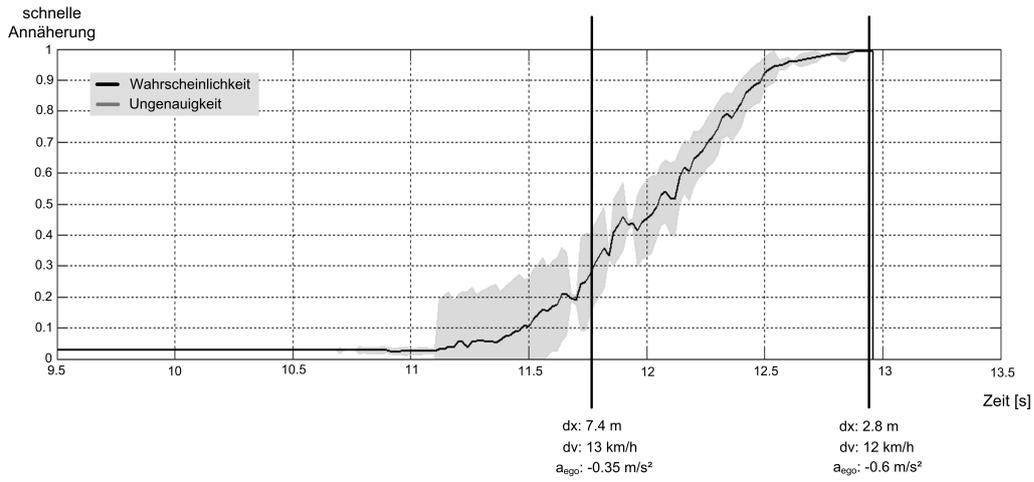
Abbildung 7.11(a) stellt den Wahrscheinlichkeits- und Ungenauigkeitsverlauf für die Situation der schnellen Annäherungsfahrt dar. Das Eigenfahrzeug nähert sich dabei stetig

Messung	Einfluss
Abstand (Ego-Obj)	0.19
Relativgeschwindigkeit (Ego-Obj)	0.30
Beschleunigung (Ego)	0.10
Beschleunigung (Obj)	0.05
Querversatz (Obj)	0.09
Quergeschwindigkeit (Obj)	0.03
Blinker rechts (Ego)	0.00
Blinker links (Ego)	0.00
Gierrate (Ego)	0.00
Bremsdruck (Ego)	0.12
Gaspedalposition (Ego)	0.12

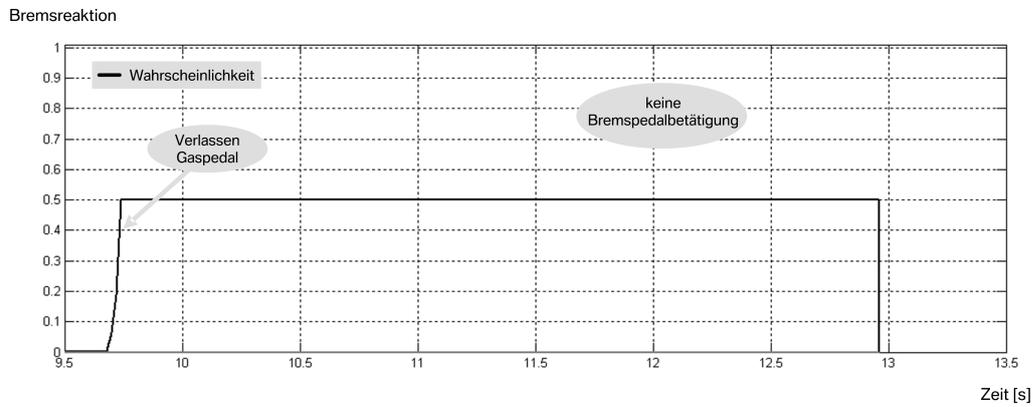
Tabelle 7.1: Einfluss der verschiedenen Messwerte am Bsp. 1

dem Fremdfahrzeug an, entsprechend steigt auch die Wahrscheinlichkeit für die schnelle Annäherungsfahrt kontinuierlich. Während die Wahrscheinlichkeit nach 11.75 s bei einem Objektabstand von 7.4 m und einer Relativgeschwindigkeit von 13 km/h noch bei 0.4 liegt, erreicht diese bereits 1.2 s später ihren Maximalwert von 1 . Der Objektabstand beträgt zu diesem Zeitpunkt 2.8 m bei einer Relativgeschwindigkeit von noch 12 km/h . Auffällig ist der nahezu gleich bleibende Geschwindigkeitsunterschied und das damit verbundenen Fehlen eines Bremsmanövers. Gut zu erkennen ist außerdem das Abfallen der Ungenauigkeit der Situationsentscheidung. Während diese zu Beginn der Annäherungsfahrt noch bei knapp 0.2 liegt, fällt der Wert auf nahezu 0 ab. Ursache hierfür ist, dass die Merkmale und Messgrößen für die Situation sehr ausgeprägte Werte annehmen und damit die Ungenauigkeiten der Messgrößen keinen Ausschlag auf die Situationsentscheidung mehr haben.

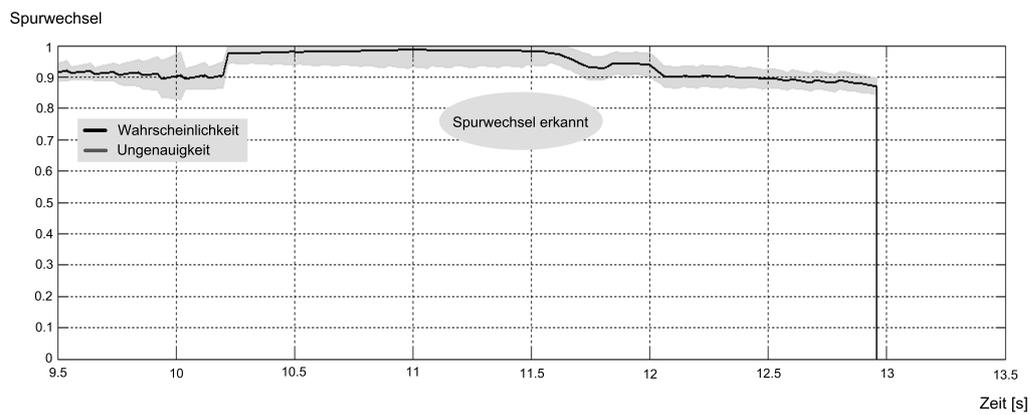
Der Wahrscheinlichkeitsverlauf der Bremsreaktion in Abbildung 7.11(b) bestätigt das bereits oben erwähnte ausbleibende Bremsmanöver. Der Fahrer verlässt nach 9.7 s das Gaspedal, leitet aber daraufhin keine Bremsung ein. Daraus kann geschlossen werden, dass der Fahrzeugführer entweder aufgrund gewisser Unachtsamkeiten das Vorderfahrzeug nicht wahrnimmt und deswegen darauf nicht reagiert, oder er sieht das Fahrzeug, beabsichtigt aber die Fahrspur zu wechseln und die Situation somit zu lösen. Ein anderes mögliches Szenario ist, dass der Fahrer das Vorderfahrzeug registriert und darüber hinaus bemerkt, dass der Fahrer des Vorderfahrzeugs im Begriff ist die Spur zu wechseln.



(a) Schnelle Annäherungsfahrt



(b) Bremsreaktion



(c) Spurwechsel

Abbildung 7.11: Wahrscheinlichkeiten und Ungenauigkeiten am Bsp.2

Aufschluss darüber gibt die Spurwechselwahrscheinlichkeit in Abbildung 7.11(c). Diese deutet eindeutig auf einen anstehenden Spurwechsel hin. In diesem Fall wird ein Eigenspurwechsel nach links durchgeführt. Die hohen Wahrscheinlichkeitswerte über einen derart langen Zeitraum basieren auf der Tatsache, dass das Eigenfahrzeug über längere Zeit leicht versetzt zum Vorderfahrzeug fährt. Die Ungenauigkeiten sind im gesamten Verlauf sehr gering und können bei einer derart eindeutigen Klassifikation vernachlässigt werden.

Die sich daraus ergebende Wahrscheinlichkeit und Ungenauigkeit für eine Notbremssituation ist in Abbildung 7.12 abgebildet. Die Wahrscheinlichkeit erreicht aufgrund des erkannten Spurwechsel einen maximalen Wert von „nur“ 0.78. Ohne Spurwechselerkennung würde sich für diese Konstellation mit einem Abstand zum Vorderfahrzeug von 2.8 m und einer Relativgeschwindigkeit von 12 km/h eine 100 prozentige Wahrscheinlichkeit für die Notbremssituation ergeben.

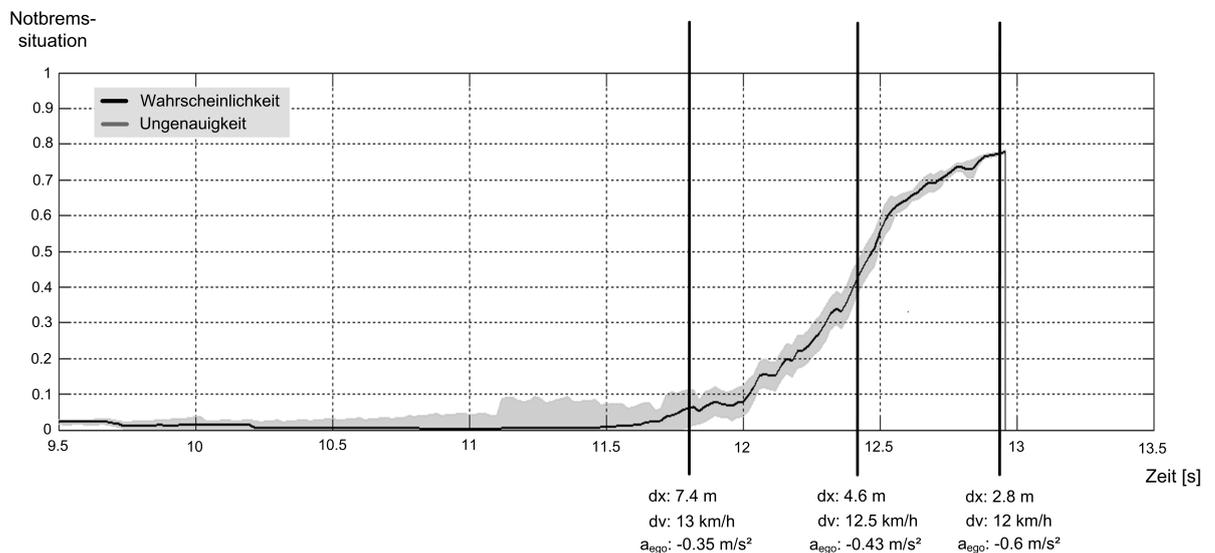


Abbildung 7.12: Wahrscheinlichkeit und Ungenauigkeit einer Notbremssituation am Bsp. 2

Die Ungenauigkeit der Situationsentscheidung liegt zu jedem Zeitpunkt unter 0.1. Es ist eine abfallende Tendenz der Ungenauigkeit zu erkennen, die mit dem kleiner werdenden Abstand zum Vorderfahrzeug korreliert. Ursache hierfür ist, dass für kleinere Abstände die Ungenauigkeiten der Relativgeschwindigkeit und der Beschleunigungen weniger ins Gewicht fallen. Dies wird auch über die Einflüsse der einzelnen Messgrößen auf die Situationsentscheidung deutlich.

In Tabelle 7.2 sind die Einflusswerte für den Zeitpunkt 12.9 s aufgelistet. Besonders auffällig ist der starke Einfluss des Objektabstandes und der relativ geringe Einfluss von Relativgeschwindigkeit und den Beschleunigungen im Vergleich zum ersten Beispiel. Bei sehr geringen Abständen, wie sie in diesem Beispiel vorliegen, haben Veränderungen bezüglich der Relativgeschwindigkeit oder der Beschleunigungen geringere Auswirkungen auf

die Situationsentscheidung. Demzufolge üben die jeweiligen Messgrößen einen kleineren Einfluss aus.

Messung	Einfluss
Abstand (Ego-Obj)	0.47
Relativgeschwindigkeit (Ego-Obj)	0.21
Beschleunigung (Ego)	0.01
Beschleunigung (Obj)	0.01
Querversatz (Obj)	0.13
Quergeschwindigkeit (Obj)	0.03
Blinker Rechts (Ego)	0.00
Blinker Links (Ego)	0.12
Gierrate (Ego)	0.01
Bremsdruck (Ego)	0.00
Gaspedalposition (Ego)	0.00

Tabelle 7.2: Einfluss der verschiedenen Messwerte am Bsp. 2

Der Einfluss des Spurwechsels auf die Notbremssituation wird über den Einfluss der einzelnen für die Spurwechselerkennung relevanten Messgrößen deutlich. Addiert man die entsprechenden Einflüsse des Querversatzes, der Querbeschleunigung, der Blinker und der Gierrate so erhält man einen Gesamteinfluss von 0.29. Zum Vergleich hierzu ergibt sich im ersten Beispiel ohne Spurwechsel ein Gesamteinfluss von nur 0.12.

7.3 Diskussion der Ergebnisse

In diesem Kapitel wurden neben der Notbremssituation selbst auch die Untersituationen und Manöver, aus denen sich die Notbremssituation zusammensetzt, untersucht. Dabei lag der Schwerpunkt auf der Bestimmung der Situations- bzw. Manöverwahrscheinlichkeit, der entsprechenden Ungenauigkeit sowie der Einflüsse von den unterschiedlichen Messgrößen auf die jeweilige Situations- oder Manöverentscheidungen.

Die Situations- und Manöverwahrscheinlichkeiten basieren auf der subjektiven Situationswahrnehmung bzw. unterschiedlichen Manöverdurchführung der einzelnen Fahrer und

liefern sehr plausible Ergebnisse. Entscheidend dabei ist eine genaue und realitätsnahe Parametrisierung des Modells anhand der Übergangsmatrizen und Zugehörigkeitsfunktionen. Diese Werte können basierend auf Expertenwissen zu den entsprechenden Situationen und Manövern gewonnen werden. Ist dieses Expertenwissen nicht vorhanden können die Parameterwerte alternativ über Lernverfahren bestimmt werden. Lernverfahren erfordern allerdings eine große Anzahl an repräsentativen Messdaten und sind nur über einen breiten Feldversuch mit unterschiedlichen Fahrertypen zu extrahieren. Dieser wurde im Rahmen der vorliegenden Arbeit nicht durchgeführt, kann aber Gegenstand von weiterführenden Untersuchungen sein.

In den Ergebnissen berücksichtigt ist die aktuelle Verkehrsszene, in der sich das System Fahrer-Fahrzeug befindet. Es wird zwischen stadt- und autobahnähnlicher Umgebung unterschieden. Die Fahrleistung und der Fahrstil fließen in die vorgestellten Ergebnisse nicht ein. Der Ansatz ermöglicht allerdings eine schnelle und problemlose Aufnahme dieser Kenngrößen.

Über die Situations- bzw. Manöverungenauigkeiten wurden die von den Sensorherstellern spezifizierten Messgenauigkeiten der Sensoren einbezogen. Unberücksichtigt im System bleiben hingegen Sensorfehler, die diese Toleranzgrenzen, wie z.B. in Abbildung 7.3 zu sehen ist, überschreiten. Diese Fehler müssen mit Hilfe einer geeigneten Vorverarbeitung identifiziert und beseitigt werden. Die Arbeit von de Castro Bonfim [2009] behandelt diese Thematik.

Die Einflüsse der Messgrößen bilden ein sehr gutes Relevanzmaß der einzelnen Messwerte für die Situations- oder Manöverentscheidung. Sie ermöglichen einen direkten Rückschluss von den zu erkennenden Situationen und Manövern auf die jeweiligen Sensoren und ihre Messgüte. Die Einflusswerte variieren über der Zeit in Abhängigkeit von der Signifikanz der aktuellen Messwerte. Die erzielten Ergebnisse sind dabei stets plausibel und für die entsprechende Situation bzw. das entsprechende Manöver nachvollziehbar.

Die Umsetzbarkeit des entwickelten Verfahrens zur wahrscheinlichkeitsbasierten Situations- und Manövererkennung konnte anhand der untersuchten Messbeispiele gezeigt werden. Der generische Charakter wurde durch die Identifikation durchaus unterschiedlicher Situationen und Manövern mit Hilfe der gleichen Methode unterstrichen. Vor allem wurde sicher gestellt, dass der Ansatz durchaus mit realen, nicht perfekten Messdaten umgehen kann.

8 Zusammenfassung und Ausblick

Intelligenter werdende Fahrzeuge benötigen zunehmend Wissen, sowohl über ihren eigenen Zustand als auch über die Fahrumgebung. In der Arbeit wurde ein generisches Verfahren zur Interpretation dieser Informationen durch eine sichere und zuverlässige Erkennung relevanter Fahrsituationen und Fahrmanöver vorgestellt. Die Informationen einer Situation bzw. eines Manövers wurden extrahiert und damit für eine Weiterverarbeitung in den jeweiligen Funktionen zugänglich gemacht. Durch Bereitstellung der Informationen an den Fahrer kann dieser beim Erledigen seiner Fahraufgaben zielgerichtet unterstützt werden. Man spricht hierbei von sog. Fahrerassistenzsystemen.

Fahrerassistenzsysteme unterstützen den Fahrer in bestimmten Situationen und bei gewissen Manövern beim Erledigen der Fahraufgaben unter Berücksichtigung seiner Bedürfnisse und Gewohnheiten. Sie nehmen ihm unangenehme Aufgaben ab, gleichen fahrerspezifische Defizite aus, schützen ihn vor folgenschweren Fehlhandlungen und versuchen durch gezielte Informationen seine Fahrkompetenz zu erhöhen. Sie leisten damit einen aktiven Beitrag zur Erhöhung der Fahrsicherheit. Für eine optimale Unterstützung des Fahrers beim Erfüllen seiner Fahraufgaben benötigen Fahrerassistenzsysteme sowohl Informationen zur Fahrumgebung als auch zum Fahrzeug und Fahrer. Die Fahraufgaben ergeben sich aus der Fahrsituation, in der sich das System Fahrer-Fahrzeug befindet und den Fahrmanövern, die aktuell durchgeführt werden. Somit ist eine zuverlässige Erkennung der Fahrsituationen und Fahrmanöver für ein Fahrerassistenzsystem unentbehrlich.

Die Fahrsituation kann als ein aus Fahrersicht prinzipiell wahrnehmbarer Ausschnitt der räumlichen und zeitlichen Konstellation von verkehrsbezogenen Einflussgrößen der Arbeitsumgebung der Verkehrsteilnehmer definiert werden. Die Situationserkennung extrahiert diese Größen, indem sie die Fahrumgebung interpretiert und die Situation als qualitative Beschreibung formuliert. Dabei muss berücksichtigt werden, dass Situationen von Fahrern unterschiedlich wahrgenommen werden. Ein Fahrmanöver ist eine Aktion bzw. Aktionsfolge eines Verkehrsteilnehmers, das die aktuelle Fahrsituation in eine neue Situation überführt. Die Umsetzung von Fahrmanövern kann abhängig von Fahrer, Fahrzeug und Umwelt variieren, weshalb sich keine eindeutige und präzise Modellierung angeben lässt. Diese subjektiven Komponenten wurden im vorgestellten Verfahren über die wahr-scheinlichkeitsbasierten Aussagen einbezogen. Eine weitere Unsicherheitsquelle stellt die Sensorik zur Umfelderkassung dar. Obwohl auf diesem Bereich bereits große Fortschritte erzielt wurden, arbeiten aktuell verfügbare Seriensensoren mit gewissen Ungenauigkeiten, die im Modell zu berücksichtigen sind. Aus diesem Grund wurde ein von der Sensorgenauigkeit abhängiges Qualitätsmaß der Situationsentscheidung bestimmt. Die Unsicher-

heit im System setzt sich somit einerseits aus sensorbedingten Ungenauigkeiten in der Umgebungserfassung, andererseits aus der unscharfen Situationswahrnehmung und Manöverdurchführung der Fahrer zusammen. Das vorgestellte Verfahren modelliert diese unabhängigen Unsicherheitsursachen separat.

Die Erkennung der Situationen und Manöver erfolgte wahrscheinlichkeitsbasiert anhand eines probabilistischen Netzes, kombiniert mit einer unscharfen Fuzzy-Zuordnung. Das System basiert auf bereits fusionierten und gefilterten Informationen zur Fahrzeugbewegung und Fahrumgebung. Die situations- und manöverspezifischen Merkmale lassen sich über die Merkmalsextraktion aus diesen Daten bestimmen. Mit Hilfe einer unscharfen situationsabhängigen Zugehörigkeitsfunktion werden die Merkmalswerte auf das Einheitsintervall transformiert. Die erzeugten Merkmalszugehörigkeitsgrade dienen als Eingangsgrößen für das probabilistische Netz. Die spezifischen Merkmale werden im Netz fusioniert und daraus eine wahrscheinlichkeitsbasierte Situations- oder Manöverentscheidung abgeleitet. Parallel zur Merkmalsberechnung aus den Messdaten können die sensorbedingten Ungenauigkeiten mit einem Fehlerfortpflanzungsverfahren auf die Merkmale propagiert werden. Die Merkmalsungenauigkeiten stehen dem Netz ebenfalls als Eingangsgrößen zur Verfügung. Sie bilden mit den Verbindungsstärken im Netz die Grundlage zur Bestimmung der Ungenauigkeit der Situationsaussagen. Darüber hinaus ermöglicht der Ansatz eine Relevanzbewertung der einzelnen Merkmale bzw. Sensorinformationen auf die Situationsentscheidung. Die Merkmalsbewertung wird mit Hilfe der Verbindungsstärken im Netz durchgeführt, während die Bewertung der Sensorinformationen über eine Sensitivitätsanalyse angewandt auf die Merkmalsextraktion erfolgt. Die erkannten Situationen und Manöver können wiederum Merkmale für übergeordnete Fahrsituationen und Fahrmanöver darstellen.

Das generische Verfahren zur probabilistischen Erkennung von Fahrsituationen und Fahrmanöver wurde am Beispiel der Notbremssituation umgesetzt. Zusätzlich zur kritikalitätsabhängigen Wahrscheinlichkeit für eine Notbremssituation wurde die Ungenauigkeit, mit der die Situationsaussage aufgrund von Sensorungenauigkeiten behaftet ist, bestimmt. Mit Hilfe der berechneten Einflüsse der Messwerte auf die Situationsentscheidung wurde ein möglicher Ansatz für eine Sensorvalidierung aufgezeigt und umgesetzt. Neben der Notbremssituation selbst wurden sämtliche Situationen und Manöver, aus denen sich die Notbremssituation zusammensetzt, mit Hilfe des generischen Ansatzes extrahiert. Zudem konnte eine Szenenerkennung, die zwischen stadt- und autobahnähnlicher Verkehrsumgebung unterscheidet, implementiert und somit der generische Charakter des Ansatzes unterstrichen werden.

Getestet und bewertet wurde das System anhand realer Messdaten zur Fahrumgebung und Eigenbewegung. Für die Umfelderkennung standen ein nach vorne gerichteter Long Range-Radarsensor und zwei Short Range-Radarsensoren zur Verfügung. Entsprechende Fahrzeuginertialsensoren erfassten die notwendigen Messgrößen zur Berechnung der Eigenfahrzeugbewegung. Es konnte die praktische Umsetzbarkeit des Verfahrens bestätigt und vor allem der Umgang mit subjektiven Fahrerkomponenten und fehlerbehafteten,

ungenauen Sensorinformationen gezeigt werden.

Das somit entstandene generische Verfahren zur Erkennung von Fahrsituationen und Fahrmanövern ist Voraussetzung für eine einheitliche und zentrale Situationserkennung auf dessen Ergebnisse die unterschiedlichen Funktionen zugreifen können. Damit wird sichergestellt, dass die Entscheidungen der einzelnen Fahrerassistenzfunktionen auf der gleichen Informationsgrundlage basieren, wodurch ein konsistentes Verhalten und ein reibungsloses Zusammenspiel auch mehrerer Fahrerassistenzsysteme ermöglicht werden. Die über die Wahrscheinlichkeiten repräsentierten unterschiedlichen Manöverausprägungen und Situationswahrnehmungen bilden die Grundlage für weitere Funktionsverbesserungen von Fahrerassistenzsystemen. Sie können einen Beitrag zu einem zusätzlichen Akzeptanzgewinn von Fahrerassistenzsystemen leisten. Die Bewertung der Erkennungsgüte aufgrund der Informationsqualität ist eine entscheidende Kenngröße vor allem für sicherheitsrelevante Funktionalitäten. Es ist wichtig, dass im sicherheitsrelevanten Bereich arbeitende Fahrerassistenzsysteme nur auf sicher erkannte Situationen und Manöver reagieren. Die Kennzahlen zum Einfluss der Messwerte auf die Situations- und Manöverentscheidung ermöglichen eine zielgerichtete Entwicklung der Systeme, indem nicht relevante Messgrößen bereits frühzeitig extrahiert und weggelassen werden können.

Eine zusätzliche Anpassung an die Bedürfnisse und Gewohnheiten des Fahrers kann in Zukunft durch Berücksichtigung des Fahrstils und der Fahrleistung ermöglicht werden. Dadurch entsteht ein lernfähiges an den Fahrer adaptierbares System. Für die Erkennung dieser Größen ist ebenfalls ein auf probabilistischen Netzen basierender Ansatz vorstellbar. Den Fahrstil bzw. die Fahrleistung charakterisierende Merkmale können nach unscharfer Abbildung als Eingangsgröße für das probabilistische Netz dienen. Als Ergebnisse stehen wahrscheinlichkeitsbasierte Aussagen bezüglich definierter Fahrstillhypothesen, z.B. konservativ, normal, sportlich, bzw. Fahrleistungshypothesen zur Verfügung. Diese zusätzlichen Informationen können über die Merkmalszugehörigkeitsfunktionen in das vorgestellte System zur Fahrsituations- und Fahrmanövererkennung einfließen.

Auch außerhalb der Fahrerassistenz sind Systeme vorstellbar, deren Funktionalität mit Hilfe von Wissen zur vorliegenden Fahrsituation bzw. zum durchgeführten Fahrmanöver erst ermöglicht oder weiter ausgebaut wird. So können z.B. die bewerteten Informationen der Fahrumgebung für eine intelligente und situationsadaptive Auslegung des Energiemanagements im Fahrzeug verwendet werden, indem der Energiehaushalt des Fahrzeugs situationsgerecht eingestellt wird. Sie liefern somit einen Beitrag zur weiteren Effizienzsteigerung im Automobilbereich.

Literaturverzeichnis

- [Angenendt u. a. 1987] ANGENENDT, W. ; ERKE, H. ; HOFFMANN, G. ; MARBURGER, E. A. ; MOLT, W. ; ZIMMERMANN, G.: *Situationsbezogene Sicherheitskriterien im Straßenverkehr*. Bergisch Gladbach : Bundesanstalt für Straßenwesen, 1987
- [Bandemer und Gottwald 1993] BANDEMER, H. ; GOTTWALD, S.: *Einführung in die Fuzzy-Methoden*. Berlin : Akademie Verlag, 1993
- [Bar-Shalom 1990] BAR-SHALOM, Y.: *Multitarget- Multisensor Tracking: Advanced Applications*. Boston : Artech House, 1990
- [Bar-Shalom und Li 1995] BAR-SHALOM, Y. ; LI, X.-R.: *Multitarget-Multisensor Tracking: Principles and Techniques*. New York : John Wiley & Sons, 1995
- [Belz u. a. 2004] BELZ, J. ; HÖVER, N. ; MÜHLENBERG, M. ; NITSCHKE, B. ; SEUBERT, T.: Fahrerassistenz im Spannungsfeld zwischen Komfort- und Sicherheitsanforderungen. In: VDI (Hrsg.): *Integrierte Sicherheit und Fahrerassistenzsysteme. VDI-Bereiche 1864*. Düsseldorf : VDI-Verlag, 2004
- [v. Benda 1985] BENDA, H. v.: *Die Häufigkeit von Verkehrssituationen*. Bergisch Gladbach : Bundesanstalt für Straßenwesen, 1985 (Bericht zum Forschungsprojekt 7320, Bereich Unfallforschung)
- [v. Benda u. a. 1983] BENDA, H. v. ; HOYOS, C. G. ; SCHAIBLE-RAPP, A.: *Klassifikation und Gefährlichkeit von Straßenverkehrssituationen*. Bergisch Gladbach : Bundesanstalt für Straßenwesen, 1983 (Forschungsbericht Nr. 89, Bereich Unfallforschung)
- [Bernotat 1964] BERNOTAT, R.: Der Mensch als Element des Flugführungssystems. In: *Luftfahrttechnik - Raumfahrttechnik* 10 (1964), S. 66–68
- [Bernotat 1970] BERNOTAT, R.: Anthropotechnik in der Fahrzeugführung. In: *Ergonomics* 13 (1970), Nr. 3, S. 353–377
- [Bornstein u. a. 2001] BORNSTEIN, I.N. ; SEMENDJAJEW, K.A. ; MUSIOL, G. ; MÜHLIG, H.: *Taschenbuch der Mathematik*. Thun : Verlag Harri Deutsch, 2001
- [Braess und Donges 2006] BRAESS, H.-H. ; DONGES, E.: Technologien zur aktiven Sicherheit von Personenkraftwagen - „konsumierbare“ oder echte Verbesserung? In: *Tagung „Aktive Sicherheit durch Fahrerassistenz“*. Garching bei München, 2006

- [Brammer und Stiffing 1989] BRAMMER, K. ; STIFFLING, G.: *Kalman-Bucy-Filter*. München : R. Oldenbourg Verlag, 1989
- [Brookner 1998] BROOKNER, E.: *Tracking and Kalman Filtering Made Easy*. New York : John Wiley & Sons, 1998
- [Bubb 2003] BUBB, H.: Fahrerassistenz primär ein Beitrag zum Komfort oder für die Sicherheit? In: *Der Fahrer im 21. Jahrhundert. VDI-Berichte Nr. 1768*. Düsseldorf : VDI-Verlag, 2003
- [Campolongo u. a. 2006a] CAMPOLONGO, F. ; KLEIJNEN, J. ; ANDRES, T.: Screening Methods. In: SALTELLI, A. (Hrsg.) ; CHAN, K. (Hrsg.) ; SCOTT, E. M. (Hrsg.): *Sensitivity Analysis*. Chichester : John Wiley & Sons, 2006
- [Campolongo u. a. 2006b] CAMPOLONGO, F. ; SALTELLI, A. ; SORENSEN, T. ; TARANTOLA, S.: Hitchiker's Guide to Sensitivity Analysis. In: SALTELLI, A. (Hrsg.) ; CHAN, K. (Hrsg.) ; SCOTT, E. M. (Hrsg.): *Sensitivity Analysis*. Chichester : John Wiley & Sons, 2006
- [de Castro Bonfim 2004] CASTRO BONFIM, C. de: *Flexible Multisensor Fusion*. München, TU München, Diplomarbeit, 2004
- [de Castro Bonfim 2009] CASTRO BONFIM, C. de: *Reliability and Safety Improving Methods for the Evaluation of Driving Environment Information*. München, TU München, Dissertation, 2009
- [Dagli u. a. 2002] DAGLI, I. ; BROST, M. ; BREUEL, G.: Action recognition and prediction for driver assistance systems using dynamic belief networks. In: *Proceedings of the Conference on Agent Technologies, Infrastructures, Tools, and Applications for E-Services (2002)*, S. 179–194
- [Dagli und Reichardt 2002] DAGLI, I. ; REICHARDT, D.: Motivation-based Approach to Behaviour Prediction. In: *Proceedings of the IEEE Intelligent Vehicle Symposium (IV'2002)* IV'2002 (2002), S. 227–233
- [Donges 1978] DONGES, E.: Ein regelungstechnisches Zwei-Ebenen-Modell des menschlichen Lenkverhaltens im Kraftfahrzeug. In: *Zeitschrift für Verkehrssicherheit* 24 (1978), S. 98–112
- [Donges 1999] DONGES, E.: A Conceptual Framework for Active Safety in Road Traffic. In: *Vehicle Systems Dynamics* 32 (1999), Nr. 2, S. 113–128
- [Donges und Naab 1996] DONGES, E. ; NAAB, K.: Regelsysteme zur Fahrzeugführung und -stabilisierung in der Automobiltechnik. In: *Automatisierungstechnik* 44 (1996), Nr. 5, S. 226–236
- [Ebert-Uphoff 2006] EBERT-UPHOFF, I.: On Measuring Connection Strengths and Link Strengths in Discrete Bayesian Networks / Woodruff School of Mechanical Engineering. Atlanta, 2006. – Forschungsbericht

-
- [Eco 1985] ECO, U.: *Einführung in die Semiotik*. München : Wilhelm Fink Verlag, 1985
- [Eyferth 1995] EYFERTH, K.: Messung und Bewertung mentaler Beanspruchung in Mensch-Maschine-Systemen (MMS). In: WILLUMEIT, H.-P. (Hrsg.) ; KOLREP, H. (Hrsg.): *Verlässlichkeit von Mensch-Maschine-Systemen*. Berlin : Zentrum-Mensch-Maschine Systeme der TU Berlin, 1995
- [Fastenmeier 1994] FASTENMEIER, W.: *Verkehrstechnische und verhaltensbezogene Merkmale von Fahrstrecken - Entwicklung und Erprobung einer Typologie von Straßenverkehrssituationen*. München, TU München, Lehrstuhl für Psychologie, Dissertation, 1994
- [Fastenmeier und Gstalter 2003] FASTENMEIER, W. ; GSTALTER, H.: Entwicklung und Anwendung einer neuen Methodik zur Fahraufgabenanalyse. In: *Der Fahrer im 21. Jahrhundert. VDI-Berichte Nr. 1768*. Düsseldorf : VDI-Verlag, 2003
- [Frank und Reichelt 2001] FRANK, P. ; REICHELDT, W.: Fahrerassistenzsysteme im Entwicklungsprozess. In: JÜRGENSOHN, T. (Hrsg.) ; TIMPE, K.-P. (Hrsg.): *Kraftfahrzeugführung*. Berlin : Springer Verlag, 2001
- [Freymann 2004] FREYMAN, R.: Möglichkeiten und Grenzen von Fahrer-assistenz- und Aktiven Sicherheitssystemen. In: *Tagung „Aktive Sicherheit durch Fahrerassistenz“*. Garching bei München, 2004
- [Gründl 2005] GRÜNDL, M.: *Fehler und Fehlverhalten als Ursache von Verkehrsunfällen und Konsequenzen für das Unfallvermeidungspotenzial und die Gestaltung von Fahrerassistenzsystemen*. Regensburg, Universität Regensburg, Dissertation, 2005
- [Gränicher 1996] GRÄNICHER, H.: *Messung beendet - was nun?* Zürich : vdf Hochschulverlag, 1996
- [Haag 1998] HAAG, M.: *Bildfolgenauswertung zur Erkennung der Absichten von Straßenverkehrsteilnehmern*. Sankt Augustin : Infix, 1998
- [Hacker 1986] HACKER, W. ; E.ULICH (Hrsg.): *Schriften zur Arbeitspsychologie*. Bd. 41: *Arbeitspsychologie*. Bern : Huber, 1986
- [Hale 1990] HALE, A.R.: Human error models as predictors of accident scenarios for designers in road transport systems. In: *Ergonomics* 33 (1990), S. 1377–1387
- [Haller 2001] HALLER, R.: Fahrer-Assistenz versus Fahrer-Bevormundung: Wie erreicht man, dass der Fahrer Herr der Situation bleibt? In: JÜRGENSOHN, T. (Hrsg.) ; TIMPE, K.-P. (Hrsg.): *Kraftfahrzeugführung*. Berlin : Springer Verlag, 2001
- [Hart u. a. 1997] HART, H. ; LOTZE, W. ; WOSCHNI, E.-G.: *Meßgenauigkeit*. München : R. Oldenbourg Verlag, 1997
- [Heinsohn und Socher-Ambrosius 1999] HEINSOHN, J. ; SOCHER-AMBROSIUS, R.: *Wissensverarbeitung*. Heidelberg : Spektrum Akademischer Verlag, 1999

- [Holte 1994] HOLTE, H.: *Kenngrößen subjektiver Sicherheitsbewertung*. Bergisch Gladbach : Bundesanstalt für Straßenwesen, 1994 (Mensch und Sicherheit Heft M 33)
- [Huder 1999] HUDER, B.: *Einführung in die Radartechnik*. Stuttgart : Teubner Verlag, 1999
- [Jensen 2001] JENSEN, F. V.: *Bayesian Networks and Decision Graphs*. New York : Springer Verlag, 2001
- [Jensen 2002] JENSEN, F. V.: *An Introduction to Bayesian Networks*. London : Tylor & Francis Group, 2002
- [Johannsen 1976] JOHANNSEN, G.: Preview of Man-Vehicle Control Session. In: SHERRIDAN, T. B. (Hrsg.) ; JOHANNSEN, G. (Hrsg.): *Monitoring Behavior and Supervisory Control*. New York : Plenum Press, 1976
- [Johannsen 1993] JOHANNSEN, G.: *Mensch-Maschine-Systeme*. Berlin : Springer Verlag, 1993
- [Kapp und Brugger 2004] KAPP, A. ; BRUGGER, D.: Miniaturisierter Laserscanner zur Umfelderkennung im Fahrzeugbereich. In: VDI (Hrsg.): *Integrierte Sicherheit und Fahrerassistenzsysteme. VDI-Bereichte 1864*. Düsseldorf : VDI-Verlag, 2004
- [Kelley 1968] KELLEY, C. R.: *Manual and automatic control*. New York : Wiley, 1968
- [Kopf 1994] KOPF, M.: *Ein Beitrag zur modellbasierten, adaptiven Fahrerunterstützung für das Fahren auf deutschen Autobahnen*. Düsseldorf : VDI-Fortschrittsberichte, 1994 (Reihe 12: Verkehrstechnik/ Fahrzeugtechnik Nr. 203)
- [Kopf 2005] KOPF, M.: Was nützt es dem Fahrer, wenn Fahrerinformations- und -assistenzsysteme etwas über ihn wissen? In: MAURER, M. (Hrsg.) ; STILLER, C. (Hrsg.): *Fahrerassistenzsysteme mit maschineller Wahrnehmung*, Springer Verlag, 2005
- [Käppler und Bernotat 1985] KÄPPLER, W.-D. ; BERNOTAT, R.: Wirksystem Fahrer-Fahrzeug-Umwelt. In: ROMPE, K. (Hrsg.): *Verkehrssicherheit und Wirksystem Fahrer-Fahrzeug-Umwelt*. Köln : TÜV Rheinland, 1985
- [Krüger 1992] KRÜGER, W.: *Situationsmodellierung in der Bildfolgenauswertung*. Berlin : Springer Verlag, 1992
- [Kruse u. a. 1995] KRUSE, R. ; GEBHARDT, J. ; KLAWONN, F.: *Fuzzy-Systeme*. Stuttgart : B. G. Teubner, 1995
- [Maurer 2000] MAURER, M.: *Flexible Automatisierung von Straßenfahrzeugen mit Rechnersehen*. VDI-Verlag, 2000
- [Maybeck 1979] MAYBECK, P. S.: *Stochastic models, estimation, and control*. Bd. 1. New York : Academic Press, 1979

-
- [Mende 1999] MENDE, R.: *Radarsysteme zur automatischen Abstandsregelung in Automobilen*. Braunschweig, TU Braunschweig, Dissertation, 1999
- [Mitschke 1990] MITSCHKE, M.: *Dynamik der Kraftfahrzeuge*. Bd. C: Fahrverhalten. Berlin : Springer Verlag, 1990
- [Mock-Hecker 1994] MOCK-HECKER, R.: *Wissensbasierte Erkennung kritischer Verkehrssituationen - Erkennung von Plankonflikten*. Düsseldorf : VDI- Fortschrittsberichte, 1994 (Reihe 12: Verkehrstechnik/ Fahrzeugtechnik Nr. 209)
- [Naab 2004] NAAB, K.: Sensorik- und Signalverarbeitungsarchitekturen für Fahrerassistenz und Aktive Sicherheit. In: *Tagung „Aktive Sicherheit durch Fahrerassistenz“*. Garching bei München, 2004
- [Naab und Reichart 1998] NAAB, K. ; REICHART, G.: Grundlagen der Fahrerassistenz und Anforderungen aus Nutzersicht. In: *Seminar Fahrerassistenzsysteme, Haus der Technik*. Essen, 1998
- [Nicholson und Jitnah 1998] NICHOLSON, A. E. ; JITNAH, N.: Using Mutual Information to determine Relevance in Bayesian Networks. In: *5th Pacific Rim International Conference on Artificial Intelligence (PRICAI'98)* (1998), S. 399–410
- [Nigro u. a. 2002] NIGRO, J.-M. ; LORIETTE-ROUGEGREZ, S. ; ROMBAUT, M.: Driving situation recognition with uncertainty management and rule-based systems. In: *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 15 (2002), Nr. 3-4, S. 217–228
- [Pearl 1988] PEARL, J.: *Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems: Networks of Plausible Inference*. San Mateo : Morgan Kaufmann Publishers, 1988
- [Pellkofer 2003] PELLKOFER, M.: *Verhaltensentscheidung für autonome Fahrzeuge mit Blickrichtungssteuerung*. München, Universität der Bundeswehr München, Fakultät für Luft- und Raumfahrttechnik, Dissertation, 2003
- [Rasmussen 1983] RASMUSSEN, J.: Skills, Rules, and Knowledge; Signals, Signs, and Symbols, and Other Distinctions in Human Performance Models. In: *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics* Vol. SMC-13 (1983), S. 257–266
- [Reichart 1995] REICHART, G.: Menschliche und technische Zuverlässigkeit. In: WIL-LUMEIT, H.-P. (Hrsg.) ; KOLREP, H. (Hrsg.): *Verlässlichkeit von Mensch-Maschine-Systemen*. Berlin : Zentrum-Mensch-Maschine Systeme der TU Berlin, 1995
- [Reichart 2000] REICHART, G.: *Menschliche Zuverlässigkeit beim Führen von Kraftfahrzeugen*. München, TU München, Lehrstuhl für Ergonomie, Dissertation, 2000
- [Reichart und Hipp 2000] REICHART, G. ; HIPPE, E.: MoTiV - Fahrerassistenzsysteme. In: ANKELIN, N. (Hrsg.): *Mobilitätsforschung für das 21. Jahrhundert*. Köln : TÜV Energie und Umwelt GmbH, 2000

- [Retz-Schmidt 1992] RETZ-SCHMIDT, G.: *Die Interpretation des Verhaltens mehrerer Akteure in Szenenfolgen*. Berlin : Springer Verlag, 1992
- [Rößger u. a. 1962] RÖSSGER, E. ; ZEHLE, H. ; WERNICKE, J.: Vorgang und Terminologie der Raumfahrzeugführung. In: *Luftfahrttechnik* 8 (1962), S. 208
- [Russell und Norvig 2004] RUSSELL, S. ; NORVIG, P.: *Künstliche Intelligenz*. München : Pearson Studium, 2004
- [Saltelli 2006] SALTELLI, A.: What is Sensitivity Analysis? In: SALTELLI, A. (Hrsg.) ; CHAN, K. (Hrsg.) ; SCOTT, E. M. (Hrsg.): *Sensitivity Analysis*. Chichester : John Wiley & Sons Ltd, 2006
- [Saltelli u. a. 2004] SALTELLI, A. ; TARANTOLA, S. ; CAMPOLONGO, F. ; RATTO, M.: *Sensitivity Analysis in Practice*. Chichester : John Wiley & Sons, 2004
- [Schneider u. a. 2008] SCHNEIDER, J. ; WILDE, A. ; NAAB, K.: Probabilistic Approach for Modeling and identifying driving situations. In: *Proceedings of the IEEE Intelligent Vehicle Symposium (IV'2008)* IV'2008 (2008), S. 343–348
- [Schwieger 2005] SCHWIEGER, V.: *Nicht-lineare Sensitivitätsanalyse gezeigt an Beispielen zu bewegten Objekten*. München : Verlag der Bayerischen Akademie der Wissenschaften in Kommission beim Verlag C.H. Beck, 2005
- [Shannon und Weaver 1949] SHANNON, C. E. ; WEAVER, W.: *The Mathematical Theory Of Communication*. Illinois : The University of Illinois Press: Urbana, 1949
- [Stiller 2005] STILLER, C.: Fahrerassistenzsysteme - Von realisierten Funktionen zum vernetzt wahrnehmenden, selbstorganisierenden Verkehr. In: MAURER, M. (Hrsg.) ; STILLER, C. (Hrsg.): *Fahrerassistenzsysteme mit maschineller Wahrnehmung*, Springer Verlag, 2005
- [Turanyi und Rabitz 2006] TURANYI, T. ; RABITZ, H.: Local Methods. In: SALTELLI, A. (Hrsg.) ; CHAN, K. (Hrsg.) ; SCOTT, E. M. (Hrsg.): *Sensitivity Analysis*. Chichester : John Wiley & Sons, 2006
- [Viertl und Hareter 2005] VIERTL, R. ; HARETER, D.: *Beschreibung und Analyse unscharfer Informationen*. Wien : Springer Verlag, 2005
- [Vollrath und Schießl 2004] VOLLRATH, M. ; SCHIESSL, C.: Belastung und Beanspruchung im Fahrzeug-Anforderungen an Fahrerassistenz. In: VDI (Hrsg.): *Integrierte Sicherheit und Fahrerassistenzsysteme. VDI-Berichte 1864*. Düsseldorf : VDI-Verlag, 2004
- [Vollrath u. a. 2005] VOLLRATH, M ; SCHIESSL, C. ; ALTMÜLLER, T. ; DAMBIER, M. ; KORNBLUM, C.: Erkennung von Fahrmanöver als Indikator für die Belastung des Fahrers. In: *Fahrer im 21. Jahrhundert - Der Mensch als Fahrer und seine Interaktionen mit dem Fahrzeug. VDI-Berichte 1919*. Düsseldorf : VDI-Verlag, 2005

- [Wagner 1997] WAGNER, K. P.: *Winkelauflösende Radarverfahren für Kraftfahrzeuganwendungen*. München, TU München, Dissertation, 1997
- [Wandke u. a. 2005] WANDKE, H. ; WETZENSTEIN, E. ; POLKEHN, K.: Handlungsbezogene Elementarbausteine für Fahrerassistenzsysteme. In: *Fahrer im 21. Jahrhundert - Der Mensch als Fahrer und seine Interaktionen mit dem Fahrzeug*. VDI-Berichte 1919. Düsseldorf : VDI-Verlag, 2005
- [Wilde u. a. 2008] WILDE, A. ; SCHNEIDER, J. ; HERZOG, H.-G.: Fahrstil- und fahrsituationsabhängige Ladestrategie bei Hybridfahrzeugen. In: *ATZ Automobiltechnische Zeitschrift, Mai 2008* 110. Jahrgang (2008), S. 412–421
- [Zimmer 2001] ZIMMER, A.: Wie intelligent darf/muss ein Auto sein? Anmerkungen aus ingenieurspsychologischer Sicht. In: JÜRGENSOHN, T. (Hrsg.) ; TIMPE, K.-P. (Hrsg.): *Kraftfahrzeugführung*. Berlin : Springer Verlag, 2001
- [Zimmermann 1996] ZIMMERMANN, H.-J.: *Fuzzy Set Theory*. Boston : Kluwer Academic Publishers, 1996
- [Zomotor 1991] ZOMOTOR, A. ; REIMPELL, J. (Hrsg.): *Fahwerktechnik: Fahrverhalten*. Würzburg : Vogel Buchverlag, 1991
- [Zurmühl 1984] ZURMÜHL, R.: *Praktische Mathematik für Ingenieure*. Berlin : Springer Verlag, 1984

Abbildungsverzeichnis

2.1	Drei-Ebenen-Modell der Fahraufgaben	17
2.2	Hierarchische Gliederung der Fahrerabsichten	21
2.3	Zusammenhang Belastung, Beanspruchung, Anstrengung und Leistung	22
2.4	System Fahrer-Fahrzeug-Umwelt	23
2.5	Zeitlicher Übergang von Verkehrssituationen	24
2.6	Wirkzusammenhang bei der Fahrzeugführung	25
2.7	Fahrsituation (a) und Fahrersituation (b) auf dreispuriger Autobahn	26
2.8	Struktur von informierenden Fahrerassistenzsystemen	33
2.9	Struktur von agierenden Fahrerassistenzsystemen	34
2.10	Fehlerbaum zur Unfallentstehung	35
3.1	Signalverarbeitungsprozess von FAS	39
3.2	„Belief function“ zur unscharfen Zuordnung	43
3.3	Ausschnitt aus probabilistischem Netz nach Dagli u. a. [2002]	44
3.4	Ablauf der Planerkennung [Mock-Hecker, 1994]	46
3.5	Erkennung kritischer Verkehrssituationen (Plankonflikte) [Mock-Hecker, 1994]	47
3.6	Situationsaspekte nach (a) erster Iteration und (b) zweiter Iteration	50
4.1	Zugehörigkeitsfunktionen der linguistischen Variable „Geschwindigkeit“	54
4.2	Aufbau eines Fuzzy-Systems	55
4.3	Serielle (a), konvergierende (b) und divergierende (c) Verbindungen	57
4.4	Ausschnitt aus baumartig strukturiertem Netz	59
4.5	Interne Struktur des Netzknotens X nach Pearl [1988]	61
4.6	Fortpflanzung der Messunsicherheit einer einzelnen Messgröße	66
5.1	Signalverarbeitung von FAS mit zentraler Situationserkennung	72
5.2	Signalverarbeitungskette zur Situations- und Manövererkennung	78
5.3	Unsicherheit bei der Erkennung von Fahrsituationen und Fahrmanövern	79
5.4	Bestimmung der Wahrscheinlichkeit und Ungenauigkeit	80
5.5	Struktur des gesamten Systems	81
5.6	Merkmalszugehörigkeitsfunktion	84
5.7	Probabilistisches Netz zur Erkennung von Fahrsituationen und Fahrmanövern	86
6.1	Modell zur Sensordatenfusion und Objektverfolgung	94
6.2	Zugehörigkeitsfunktionen der Bremszeitreserve	99

6.3	Probabilistisches Netz zur Erkennung der Situation „schnelle Annäherungsfahrt“	99
6.4	Zugehörigkeitsfunktion des Merkmals „Geschwindigkeit“	102
6.5	Probabilistisches Netz zur Szenenerkennung	103
6.6	Zugehörigkeitsfunktion für das Merkmal „Gierrate“	105
6.7	Zugehörigkeitsfunktion für das Merkmal „Querversatz“	106
6.8	Probabilistisches Netz zur Erkennung von Spurwechsel	107
6.9	Abfolge der zu versendenden Botschaften	108
6.10	“Explaining away“ am Beispiel der Spurwechselerkennung	109
6.11	Probabilistisches Netz zur Erkennung des Manövers „Bremsreaktion“ . . .	110
6.12	Probabilistisches Netz zur Erkennung der Notbremssituation	111
6.13	Aufbau des Gesamtnetzes	112
7.1	Bremszeitreserve und Lenkzeitreserve am Beispiel einer schnellen Annäherungsfahrt	117
7.2	Einfluss der Messwerte auf die Berechnung der Bremszeitreserve	118
7.3	Wahrscheinlichkeit und Ungenauigkeit für die Situation „schnelle Annäherung“	118
7.4	Einfluss der Messwerte auf die Bestimmung der Situation „schnelle Annäherung“	119
7.5	Wahrscheinlichkeit und Ungenauigkeit für das Manöver „Objektspurwechsel nach rechts“	120
7.6	Einfluss der Messwerte auf die Bestimmung des Manövers „Objektspurwechsel nach rechts“	121
7.7	Explaining Away am Beispiel des Manövers „Eigenspurwechsel“	122
7.8	Explaining Away am Beispiel des Manövers „Objektspurwechsel“	122
7.9	Wahrscheinlichkeiten und Ungenauigkeiten am Bsp.1	124
7.10	Wahrscheinlichkeit und Ungenauigkeit einer Notbremssituation am Bsp. 1 .	126
7.11	Wahrscheinlichkeiten und Ungenauigkeiten am Bsp.2	128
7.12	Wahrscheinlichkeit und Ungenauigkeit einer Notbremssituation am Bsp. 2 .	129

Tabellenverzeichnis

2.1	Zusammenhang Fahraufgaben und Handlungen nach Hale [1990] hinterlegt mit Beispielen	19
2.2	Klassifikation von Fahrerassistenzsystemen	31
3.1	Zustandsfolge für Überholmanöver	42
3.2	Übergangsbedingung (Transition)	42
3.3	Generischer Zustandsübergang	43
7.1	Einfluss der verschiedenen Messwerte am Bsp. 1	127
7.2	Einfluss der verschiedenen Messwerte am Bsp. 2	130