

Kognitive Automobile – Neue Konzepte und Ideen des Sonderforschungsbereiches/TR-28

Michael Thuy, Matthias Goebel, Florian Rattei, Matthias Althoff
Florian Obermeier, Simon Hawe, Robert Nagel, Sven Kraus
Cheng Wang, Falk Hecker, Martin Russ, Michael Schweitzer
Fernando Puente León, Georg Färber, Martin Buss, Klaus Diepold
Jörg Eberspächer Bernd Heißing, Hans-Joachim Wünsche

Zusammenfassung: Die folgende Arbeit gibt einen Überblick über den Aufbau des kognitiven Automobils des Sonderforschungsbereiches TR/28 in München. Ausgehend von den Sensoren zur Wahrnehmung des Fahrzeugumfeldes werden die Methoden und Verfahren zur Straßen- und Objektdetektion aufgezeigt. Dabei wird die multifokale Kameraplattform mit Blickrichtungssteuerung durch den Einsatz zweier Lidarsensoren unterstützt. Die Objekthypothesen der beiden Systeme werden anschließend durch einen propabilistischen Ansatz fusioniert. Damit kann ein Lagebild erstellt werden, auf dessen Grundlage die Pfadplanung Entscheidungen treffen kann. Um einen sicheren autonomen Betrieb zu gewährleisten, wurde ein strukturiertes Sicherheitskonzept und eine zusätzliche Verifikationsstufe zu Grunde gelegt. Die Bildung von kooperativen Gruppen mehrerer kognitiver Fahrzeuge wird durch ein Kommunikationsstufe ermöglicht.

1 Einleitung

Nur durch ständige Aufmerksamkeit und Beobachtung aller anderen Verkehrsteilnehmer kann sich der Führer eines Fahrzeuges im Verkehr reibungslos eingliedern. Doch die menschliche Ausdauer und damit die Aufmerksamkeit ist zeitlich beschränkt: Müdigkeit führt zu Unaufmerksamkeit im Straßenverkehr mit oft tödlichem Ausgang. Technische Systeme können diese menschliche Schwäche ausgleichen, weil die Zeit keinerlei Einfluss auf ihre Arbeitsweise hat.

Trotz intensiver Forschung ist ein Serienfahrzeug noch weit davon entfernt, autonom am Verkehr teilnehmen zu können. Trotzdem unterstützen bereits jetzt moderne Fahrer-Assistenz-Systeme den Fahrer insbesondere in gefährlichen oder für ihn nur schwer erkennbaren Situationen: zum Beispiel unterstützen Infrarotkameras den Fahrer bei der Erkennung von Fußgängern bei schlechter Sicht. Einparkhilfen sind ein weiteres Beispiel für die bereits erwerbbar, technische Unterstützung des Fahrers. Die Erfolge dieser Systeme werden außerordentlich hoch eingeschätzt, da sie insbesondere auch schwere Unfälle bedeutsam reduzieren können.

Kognitive Automobile [1] sind Fahrzeuge, die in bestimmten Situationen nicht nur reagieren können, sondern auch über genug Wissen ihrer Umwelt verfügen, um selbstständig und auf der Grundlage dieses Wissensschatzes handeln zu können. Diese Fähigkeit bedingt eine extreme Steigerung der Systemkomplexität und der Robustheit der Algorithmen: Um eine sichere Entscheidung treffen zu können, benötigt das Fahrzeug eine korrekte Situationsbewertung und eine robuste sowie exakte Wahrnehmung des Fahrzeugumfeldes. Die Teilnahme am laufenden Verkehr bedingt gleichzeitig die realzeitfähige Wahrnehmung und Regelung des Fahrzeuges.

Der Sonderforschungsbereich/TR 28 „Kognitive Automobile“ [2] hat es sich zum Ziel gemacht, einen bedeutenden Beitrag zur Entwicklung künstlicher Kognition im Automobilbereich

zu liefern. Ausgehend von verschiedenen, teilweise komplementären Sensoren für die Wahrnehmung der Umwelt werden robuste Verfahren entwickelt, um Objekte zu detektieren. Zusammen mit der Information aus der Kommunikation mehrerer kognitiver Fahrzeuge wird ein Umfeldlagebild erstellt werden. Auf der Grundlage dieses Lagebildes kann nun die Pfadplanung des Fahrzeug autonom führen. Neben der autonomen Fahrzeugführung muss durch die Entwicklung eines Sicherheitskonzeptes die Sicherheit auch bei Systemfehlern- und ausfällen gewährleistet werden.

Nur ein Jahr nach der Einrichtung des Sonderforschungsbereiches konnten bereits alle Fahrzeuge das Folgen einer Fahrspur demonstrieren. Im Oktober 2007 gelang einer Gruppe von SFB-Forschern – unter ihnen auch Autoren der vorliegenden Arbeit – eine erfolgreiche und sichere Navigation in städtischer Umgebungen als Mannschaft „Team AnnieWAY“ an der DARPA Urban Challenge [3].

Die folgende Arbeit präsentiert den Aufbau des münchener Audi Q7 Versuchsträgers „MUCCI“ (Munich’s Cognitive Car Innovation).

2 Systemarchitektur

2.1 Hardware-Architektur

Abbildung 1 zeigt die Komponenten der Hardware-Architektur des Münchner Versuchsträgers. Eine Reihe von Sensoren liefert Informationen über das Fahrzeugumfeld: Die aktive Kamera-Plattform dient der Objekterkennung und der bildgestützten Fahrspurerkennung. Die beiden Weitwinkel-Kameras [4] dieser Plattform werden zusätzlich für die Berechnung von Tiefeninformationen benutzt. Mit Hilfe der Tele-Kamera [5] können Objekte auch in weiter Entfernung erkannt werden. Neben dem Kamerasystem dienen zusätzlich zwei Lidarsensoren zur Objekterkennung. Insgesamt werden die Objekthypothesen des bildverarbeitenden Systems und die des Lidar-Systems zur Steigerung der Genauigkeit fusioniert. Die Kombination eines GPS-Empfängers mit einem Inertialsystem (Inertial Measurement Unit, IMU) liefert hochgenaue Bewegungsinformationen des eigenen Fahrzeugs.

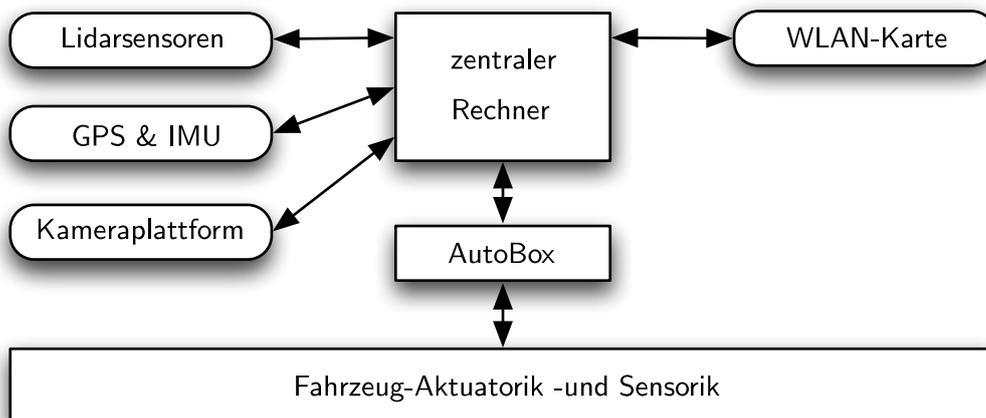


Abbildung 1: Überblick über die Systemarchitektur.

Alle Sensorrohdaten werden einem Mehrprozessor-Rechnersystem, bestehend aus Opteron-Prozessoren, zugeführt [6]. Innerhalb eines Opteron-Systems sind alle Prozessoren mittels „Hyper-Transport“-Verbindungen mit einer Bandbreite von 3,2 GB/s verbunden. Verglichen mit einem System, in welchem mehrere Rechner durch Ethernet miteinander vernetzt sind, vereinfacht ein

einzigster Rechner die Wartung und benötigt weniger Strom durch den Wegfall redundanter Infrastrukturkomponenten und Festplatten. Da alle Software-Module auf diesem zentralen System ausgeführt werden, ist eine Kommunikation mit extrem geringer Latenzzeit möglich. Selbst große Mengen an Daten können zwischen Softwaremodulen sehr einfach und effizient ausgetauscht werden. Die Kommunikation mit anderen kognitiven Fahrzeugen wird durch eine Funkschnittstelle mit WLAN-Technik gewährleistet.

Alle Aktuatoren und Sensoren des Fahrzeugs werden über eine dSpace AutoBox angesteuert. Neben dieser Funktion dient die AutoBox zusätzlich als Sicherheitselement bei Systemausfällen. Die Kameraplattform wird durch einen dedizierten Mikrocontroller geregelt. Dessen wichtigste Aufgabe ist die inertielle Stabilisierung der Tele-Kamera, um auch in größerer Entfernung Objekte sicher verfolgen zu können.

2.2 Software-Architektur

Abbildung 2 gibt einen strukturellen Überblick über alle verwendeten Software-Module. Es wird dabei deutlich, dass die Ausgangsdaten einzelner Verarbeitungsblöcke von mehreren nachfolgenden Modulen benötigt werden. Hierbei handelt es sich um die Rohdaten der Kameras, die einerseits der Spurerkennung und andererseits der Objekterkennung zugeführt werden.

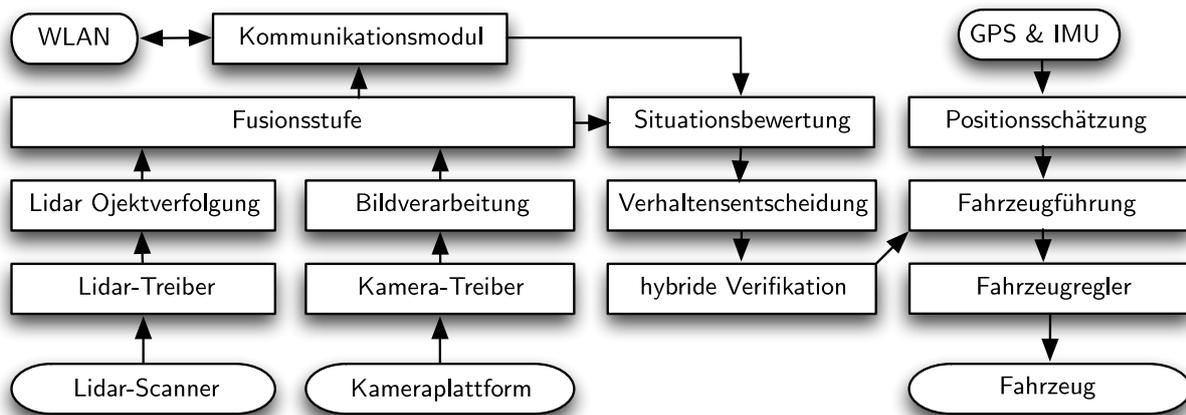


Abbildung 2: Software-Architektur.

Für eine schnelle und effiziente Interprozesskommunikation sorgt die Realzeitdatenbank für Kognitive Automobile (KogMo-RTDB) [7]. Sie ermöglicht es, beliebige Daten, einschließlich großer Rohdatenmengen an mehrere Prozesse zu verteilen, während parallel Kontrollkommandos des Reglermoduls mit einer Rate von 1 kHz über die KogMo-RTDB an die CAN-Schnittstelle versendet werden.

Jedes Software-Modul aus Abbildung 2 ist mit der KogMo-RTDB verbunden. Hardware-Komponenten werden über eigene Treiber angebunden, welche die Kommunikation mit ihrem Sensor abwickeln, indem sie die Daten auslesen und in die Datenbank abspeichern. Daten werden von der KogMo-RTDB in Form von Objekten verwaltet, die innerhalb der Datenbank erzeugt, aktualisiert oder gelöscht werden können. An die Datenbank angeschlossene Module können nach spezifischen Daten suchen und sich Änderungen signalisieren lassen. Die Implementierung der Datenbank verarbeitet im Schnitt $1,2 \cdot 10^5$ Aktualisierungen und $2,1 \cdot 10^5$ Empfangsoperationen pro Sekunde [8].

3 Visuelle Wahrnehmung der Umwelt

Für die autonome Generierung adäquaten Fahrzeugverhaltens in Verkehrssituationen ist eine vollständige interne Beschreibung der aktuellen Umgebung nötig. Maschinelles Sehen wird dazu verwendet, Informationen über die wichtigsten Objekte der Umgebung zu erhalten: die Straße, statische sowie dynamische Objekte.

Die von uns eingesetzte Bildverarbeitung zeichnet sich vor allem durch ihre Robustheit und Realzeitfähigkeit aus. Die Interpretation der Szene fußt auf dem rekursiven 4D-Ansatz nach [9] und [10]. Die Rückkopplung von räumlichen und zeitlichen Modellen für Objektformen und Bewegungen zurück auf die Merkmalsebene ermöglicht eine erwartungsbasierte Positionierung von Messfenstern auf kleinen Suchbereichen im 2D-Bildraum. Dies garantiert eine sehr effiziente Bildverarbeitung.

Eine zusätzliche Rückkopplung von der Objektebene auf die Sensorebene ermöglicht es, Kameraparameter wie etwa die Integrationszeit für die relevanten Objekte im Bild zu optimieren. Wird der begrenzte Dynamikumfang der Kameras innerhalb einer hochdynamischen Szene geeignet verschoben, so wirkt sich dies positiv auf die Robustheit der Objektdetektion aus [11]. Abbildung 3 zeigt die Struktur dieser Rückkopplung eingebunden in die Realzeitdatenbank und in eine Applikation zur Fahrspurerkennung und Verfolgung.

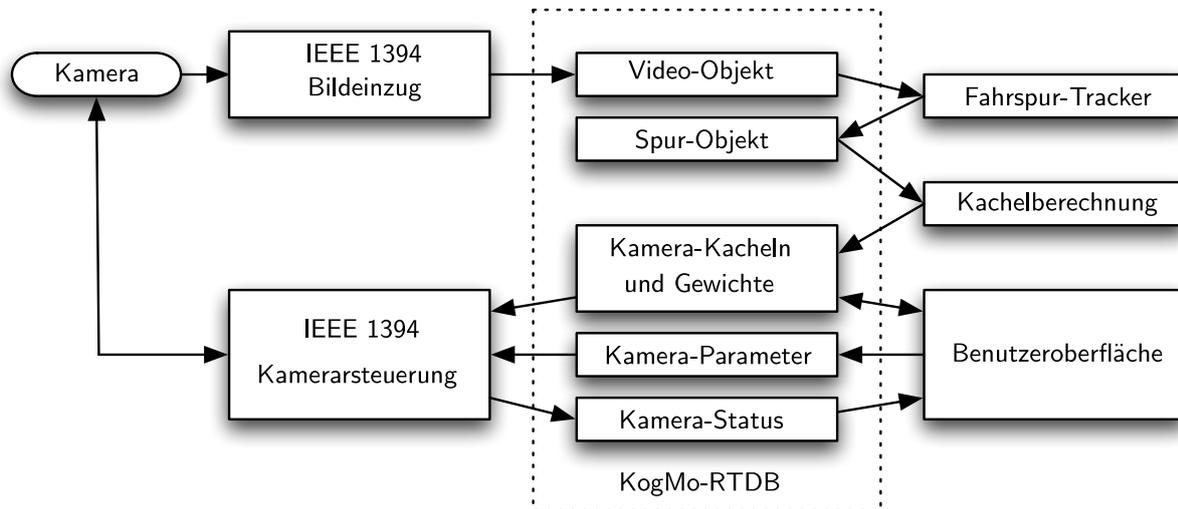


Abbildung 3: Adaptive Regelung der Kamera.

Eine Kameraplattform mit aktiver Blickrichtungssteuerung zweier Weitwinkelkameras sowie einer inertial stabilisierten Telekamera erweitert die Wahrnehmungsreichweite auch für Applikationen im Fernfeld. Ein miniaturisierter Drehratensensor mißt die durch das Fahrzeugnicken hervorgerufenen überwiegend niederfrequenten Lageänderungen der Plattform. Der Einfluss dieser Nickbewegung auf das Kamerabild läßt sich durch eine entgegengerichtete Bewegung der Tele-Kamera bereits bei der Bildaufnahme teilweise kompensieren. Eine präzise Mechanik, leichte Kameras sowie frühe Rückkopplungen sind Voraussetzungen, um den Anforderungen an Stellgenauigkeit und Latenz zu genügen. Die beiden unabhängig voneinander schwenkbaren Weitwinkelkameras vergrößern den Sichtbereich des Kamerasystems vor allem im Nahfeld. Der 4D-Ansatz ermöglicht dabei eine robuste Bildverarbeitung auch bei sakkadisch bewegten Kameras.

Innerhalb der visuellen Wahrnehmung ist ein weiterer wichtiger Punkt die abstrakte Beschreibung der Umgebung. Momentan besteht die Beschreibung von Objekten aus drei Klassen: Fahrspuren, statische sowie dynamische Objekte. Fahrspuren werden durch ihre Breite, Kurvenform und die Ableitung dieser Kurvenform sowie durch die Ablage und der Ausrichtung des

Ego-Fahrzeugs charakterisiert. Alle Spurparameter werden direkt durch 2D-Kantenmerkmale geschätzt und durch ein erweitertes Kalman-Filter präzisiert [12]. Statische Objekte werden durch ihren geometrischen Umriss und durch ihre relative Position zum Eigenfahrzeug beschrieben. Dynamische Objekte werden ebenso charakterisiert, doch sind sie um ein dynamisches Model erweitert.

Um die Robustheit der Schätzung statischer sowie dynamischer Objekte zu erhöhen, wurde der 4D-Ansatz durch ein Merkmalsmodell erweitert. In einem ersten Schritte werden aktuelle, deskriptivere Merkmale [13, 14, 15, 16, 17] als die bisher verwendeten Kantenmerkmale [18] verwendet und in einem objektfixierten Koordinatensystem analysiert. Wichtigste Invarianz der verwendeten Merkmale ist hierbei die Skalierungsinvarianz [19]. Rotationsinvarianz hat an dieser Stelle nur eine untergeordnete Bedeutung, da die Roll-Komponente des Eigenfahrzeugs vernachlässigt wird. Daraus werden in einem zweiten Schritt neue, anwendungs- und laufzeit-optimierte Merkmale entwickelt und parallelisiert auf einer Mehrkern-Architektur (z.B. GPU) implementiert. Dieses Vorgehen ermöglicht eine deutlich zuverlässigere Bestimmung von Bildkorrespondenzen, und somit der Objektumrisse und der Position. In dritten und letzten Schritt werden diese Korrespondenzen auch für eine automatische Kamera-Kalibrierung [4] und Schätzung der Eigenbewegung [20] verwendet.

4 Fusionsbasierte Objekterkennung mit Lidar

4.1 Motivation und Sensorprinzip

Da die Bildverarbeitung sehr stark von den umgebenden Lichtverhältnissen abhängt, kann durch die Hinzunahme von komplementären Sensoren die Robustheit des Gesamtsystems signifikant erhöht werden [21]. Durch die Benutzung von aktiven Sensoren – beispielsweise eines Lidarsensors – die die Szene selbst ausleuchten, wird der Einfluss des Umgebungslichtes nahezu eliminiert. Dabei sendet der Scanner einen Lichtimpuls aus und misst dabei die Zeit, bis das am Objekt reflektierte Licht wieder am Sensor einfällt.

Für die gestellte Aufgabe der Fusion von Objekthypothesen aus dem bildverarbeitenden und dem Lidarmodul wird zunächst der Sensoraufbau beschrieben werden. Das Kamerasystem ist hinter der Frontscheibe im Auto installiert. Somit können nur Objekte erfasst werden, die sich vor dem eigenen Fahrzeug und innerhalb des Öffnungswinkels der Kameras befinden. Um ebenfalls Objekte hinter dem Fahrzeug zu detektieren befindet sich zusätzlich zum Laserscanner an der Frontstoßstange auch an der hinteren Stoßstange ein Lidarscanner. Die Einzeilen-Lidarsensoren haben einen Erfassungswinkel von 180° mit einer Winkelauflösung von $0,25^\circ$ und sind in ihrem Scanvorgang zeitlich synchronisiert.

Entsprechend dem beschriebenen Aufbau können Objekthypothesen hinter dem eigenen Fahrzeug nur durch den Lidarscanner erzeugt werden. Objekte vor dem eigenen Fahrzeug werden hingegen vom Kamera- und Lidarsystem erfasst.

4.2 Datenverarbeitung und Objektdetektion

Die Objektsuche innerhalb der Lidardaten basiert hauptsächlich auf einer Segmentierung zusammenhängender Bereiche. Beispielsweise wird ein durch die Strahlen des Scanners erfasstes Fahrzeug eine zusammenhängende, geometrische Form von Abtastpunkten ergeben. Da es sehr unwahrscheinlich ist, dass Objekte – im Sinne der Auflösung des Lidarscanners – sehr nahe beieinanderliegen, manifestieren sich unterschiedliche Objekte durch einen Sprung in den Distanzwerten. Durch die Berechnung des Abstandes aufeinanderfolgender Abtastpunkte und dem anschließenden Vergleich mit einem Schwellwert lassen sich somit die Objekte separieren.

Bei der Bestimmung des Schwellwertes muss der Tatsache Rechnung getragen werden, dass die Laserstrahlen für immer größer werdende Entfernungen auffächern. Dadurch muss sich auch der Schwellwert mit der Entfernung vergrößern.

Nach der Detektion der einzelnen Objekte kann ihr Umriss, ihr Referenzpunkt sowie ihr Schwerpunkt bestimmt werden.

4.3 Kalman-Filterung der Objekte

Nach dem Segmentieren der Objekte findet eine anschließende Assoziation sowie ein Tracking statt. Assoziation bezeichnet hierbei die Zuordnung von detektierten Objekten im aktuellen Scan mit bereits bekannten Objekten. Als Zuordnungskriterium benutzen wir den Schwerpunkt des jeweiligen Objektes. Durch den Distanzvergleich der Schwerpunkte aus den Kalman-Filtern mit den Objektschwerpunkten aus der neuen Messung lässt sich dann eine Zuordnung treffen. Für unzuweisbare, aber detektierte Objekte muss ein neues Kalman-Filter instanziiert werden.

In der vorliegenden Arbeit wird dem Objekt eine gleichförmige Bewegung zu Grunde gelegt. Dadurch lässt sich neben der Objektposition auch die Geschwindigkeit präzisieren.

4.4 Fusion der Objekthypothesen

Um die Objekthypothesen des bildverarbeitenden Systems mit denen des Lidarsystems zu fusionieren, findet eine Maximum-Likelihood-Schätzung statt. Das Bildverarbeitungsmodul liefert zu jedem Objekt gleichzeitig auch ein Evidenzmaß für die entsprechende Position. Die Varianz der geschätzten Lidarposition kann aus dem Kalman-Filter gefolgert werden. Damit lassen sich die jeweiligen Wahrscheinlichkeitsdichtefunktionen multiplizieren. Die Suche nach dem Maximum ergibt dann – im Sinne des definierten Schätzkriteriums – den optimalen Wert.

5 Regelung des Fahrzeugs und Implementierung eines Sicherheitskonzepts

5.1 Motivation

Autonomes Fahren, wie Beschleunigen, Bremsen, Lenken oder noch schwierigere Manöver müssen exakt ausgeführt werden. Um diese Aufgaben zu bewältigen ist neben der Ansteuerung der entsprechenden Aktuatoren auch eine Pfadplanung nötig, die basierend auf den physikalischen Möglichkeiten des Fahrzeugs Entscheidungen trifft.

Da dieser Regelungsprozess autark die Kontrolle über das Fahrzeug übernimmt und damit Fehlfunktionen fatale Folgen haben können, müssen die Algorithmen fehlerfrei und unter sehr geringen Latenzzeiten ausgeführt werden. Außerdem muss ein Sicherheitskonzept implementiert werden, welches Fehlfunktionen zuverlässig erkennt und das Fahrzeug wieder in einen sicheren Status versetzen kann.

5.2 Testträger

Als Testträger dient ein Audi Q7 mit Automatikgetriebe. Die E-Gas Ansteuerung ist zwischen dem Gaspedal und der ECU (Electronic Control Unit) lokalisiert. Die Lenkfunktion wird durch einen bürstenlosen Megaflux-Motor ausgeführt, der direkt am Lenkgestänge montiert ist. Um autonom bremsen zu können, wurden ausgehend von den Anforderung an Sicherheit und Redundanz zwei unterschiedliche Techniken umgesetzt: einerseits kann durch einen aktiven Bremskraftverstärker Druck im Bremssystem aufgebaut werden, andererseits ist direkt am Bremspedal ein pneumatischer Aktuator angebracht. Die bereits erwähnte dSpace AutoBox übernimmt hier

die komplette Regelung der nötigen Aktuatoren. Parallel dazu überwacht ein PXI-System von National Instruments die Entscheidungen der AutoBox.

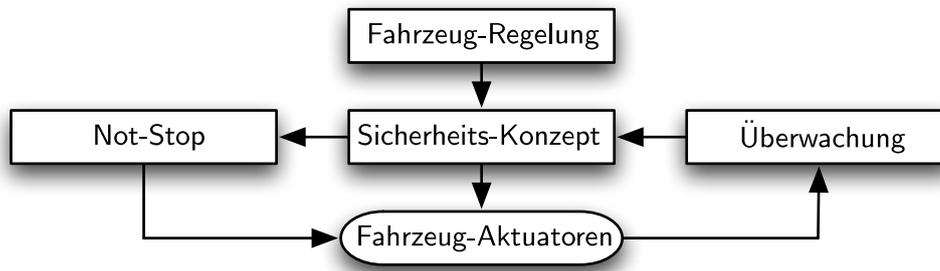


Abbildung 4: Sicherheitskonzept.

5.3 Fahrzeugführung

Das Wissen über die eigene Leistungsfähigkeit ist Grundvoraussetzung für eigenständiges Entscheiden und Agieren von kognitiven Fahrzeugen. Weiterhin ist die Kenntnis darüber, ob die zur Ausführung einer Handlung notwendigen Bedingungen vorhanden und erfüllt sind, Grundlage für deren Ausübung.

Komplexe Fahrmanöver setzen sich aus unterschiedlichen, zeitlich koordinierten Fahrhandlungsfähigkeiten zusammen, welche von unterlagerten Fertigkeiten abhängen. Die mit ihnen assoziierte Leistung kann folglich nur erbracht werden, wenn sämtliche zur Ausführung notwendigen Bedingungen vorliegen.

Die Repräsentation von Fahrzeug-Fähigkeiten findet in so genannten Fähigkeitsnetzen statt. Dieser Ansatz bietet die Möglichkeit, wesentliche Fähigkeitsmerkmale zu abstrahieren. Dadurch können extrahierte Bausteine für mehrere Fähigkeiten im übergeordneten Kontext eines Fahrmanövers angewendet werden [22]. Die zeitliche und situationsbezogene Koordination dieser Grundfertigkeiten erfolgt in Zustandautomaten mit organisatorischen, operativen und überwachenden Komponenten. Die eigentlichen Ablaufmodelle der benötigten Fahrhandlungen sind dabei in der operativen Komponente hinterlegt. Der modulare Aufbau erlaubt eine Adaption der Reglertopologie und -parameter an die jeweiligen Anforderungen und Verhältnisse.

Neben der bloßen Repräsentation von Fähigkeiten für den statischen Fall gibt es parallel dazu auch einen dynamischen Anteil. Jeder Fähigkeitsknoten berücksichtigt die aktuell verfügbare Menge an benötigten Komponenten sowie deren aktuelles Leistungspotenzial. Die dynamische Menge hängt davon ab, welche Anforderungen das Sicherheitskonzept aktuell stellt.

Aufgrund der Tatsache, dass sich Wissen aus vergangenen Aktionen und deren beschreibenden Elementen wie Fortschrittsmaße, Verfügbarkeit etc. anreichert, kann eine Vorhersage über die zu erwartende Leistungsfähigkeit getroffen werden. Diese Vorhersage ist insbesondere für die Entscheidungsfindung von großer Bedeutung.

5.4 Entscheidungsfindung und Pfadplanung

Die Fusionsstufe erzeugt aus Kamera- und Lidardaten sowie aus der kooperativen Vernetzung der Fahrzeuge Szenenobjekte, die in der KogMo-RTDB abgelegt sind. Basierend auf den Objekteigenschaften, wie Lage- und Formmodell sowie der Objekt- oder Straßenposition und ihren prädierten Trajektorien, wird zunächst ein Szenenbaum aufgebaut. Dieser dient zur Situationsanalyse und speichert die relative Lage der erkannten Objekte zueinander.

Vom Regelungsmodul des Fahrzeugs wird ständig eine Menge an einfachen und parametrierbaren Grundmanövern vorberechnet und aktualisiert. Dieses Vorgehen garantiert, dass sich der geplante Pfad innerhalb der Fähigkeiten des Fahrzeugs befindet. Das Stoppen des Fahrzeugs innerhalb eines definierten Abstandes sowie die richtige Einstellung der Beschleunigung sind Fähigkeiten des Fahrzeugs in longitudinaler Richtung. Die Fähigkeit einem Pfad zu folgen und damit die laterale Ablage im Bezug zur Fahrspur zu ändern, sind laterale Fähigkeiten. Im Moment werden diese beiden Fähigkeiten noch sequentiell ausgeführt.

Die Menge an Manövern, die geschätzten Objekte sowie ihre Trajektorien stellen die Eingangsvariablen eines Zustandsautomaten dar. Dabei wird in Anlehnung an [23] auf Fuzzy-Logik zurückgegriffen, um die Anzahl an nötigen Zuständen möglichst gering und übersichtlich zu halten. Der Fortschritt innerhalb eines Manövers wird parallel beobachtet und ständig mit der gewünschten Trajektorie verglichen. Neue Objekte und Zeitversätze können zu einer Neueinstellung oder zu einem Abbruch des aktuellen Manövers führen.

5.5 Sicherheitskonzept

Das Sicherheitskonzept konzentriert sich auf die Gewährleistung einer genauen und fehlerfreien Umsetzung des Fahrwunsches. Das Ziel ist somit die Übereinstimmung der realisierten Ist-Funktionalität des Fahrzeugs mit der spezifizierten Soll-Funktionalität. Damit wird garantiert, dass das System keinen funktional unzulässigen Zustand annimmt. Zur Durchführung dieser Aufgabe sind eine Reihe von Aktivitäten nötig, die von der Initial- bis zur Reifephase bei jedem Schritt (Funktionalität, Fehleranalyse, Diagnosefähigkeit, Rückfallebene) durchgeführt werden müssen.

Das zugrundeliegende Konzept dabei ist, dass der Fahrer jederzeit die Kontrolle über das Fahrzeug zurückerhalten kann. Dies bedeutet, dass der autonome Eingriff auf die Aktuatoren vom Fahrer jederzeit übersteuerbar ist. Anhand der FMEA/FTA Analyse sind die Schwachstellen in der Steuereinheit und im Bremssystem identifiziert. Daher ist die Systemredundanz insbesondere an diesen beiden Stellen ausgelegt. Auf der Steuerungsebene agiert ein unabhängiges Echtzeit-System als Überwachungsinstanz mit ständiger Verbindung zu allen Sensoren und Aktuatoren der Fahrzeugs. Während der autonomen Fahrzeugführung werden alle Sensorsignale auf Plausibilität und Einhaltung der Grenzwerte innerhalb dieser Kontrollinstanz überprüft. Dabei wird in zyklischen Abständen der Systemstatus an das Fähigkeitsnetz versendet. Dieses kann daraus die aktuelle Verfügbarkeit des Systems ableiten. Außer der Diagnose trägt das Gerät auch die Verantwortung für die Fehlerbehebung und Fehlerkompensierung. Falls ein Hard- oder Softwarefehler auftritt, wird abhängig von der Klassifikation des Fehlers, eine Warnung oder ein Fehlerbericht erstellt. Ein Basis-Know-How System ist für Diagnosezwecke verfügbar, welches in der ersten Entwicklungsphase durch den Einsatz von SIL und HIL Methoden bereits aufgebaut worden ist. Falls ein Fehler über einen gewissen Zeitraum anhält, wird ein Notfallprogramm eingeleitet, das mit den redundant angelegten Soft- bzw. Hardwarekomponenten das Fahrzeug in einen „Fail-Saife“-Zustand überführt. Während der Fehlerphase oder der System-Rekonfiguration übernimmt das Programm auch kurzzeitig die Aufgabe der Fahrzeugführung, wobei das auszuführende Fahrmanöver aus der lokalen GPS-Karte oder dem Signalverlauf der Bahnplanung abgeleitet wird.

6 Sicherheitsfeststellung durch Verifikation

Um geplante Trajektorien auf ihre Sicherheit zu prüfen, werden diese an das in diesem Abschnitt beschriebene Sicherheitsmodul übermittelt. Die Sicherheitsbewertung beruht auf der Bestimmung von Strassenbereichen, die andere Verkehrsteilnehmer innerhalb zukünftiger Zeitintervalle

erreichen können. Diese Strassenbereiche werden im Folgenden auch als Erreichbarkeitsmengen bezeichnet. Die Erreichbarkeitsmengen werden ausgehend von einer unsicheren Menge an Anfangswerten (Positionen und Geschwindigkeiten) mit Hilfe von unsicheren dynamischen Modellen bestimmt. Diese Modelle besitzen unsichere, mengenbehaftete Eingänge und Parameter. Dies erlaubt die Bestimmung von Erreichbarkeitsmengen für ganze Fahrzeugklassen, wie z.B. KFZ, LKW, Motorräder oder Fahrräder.

Ist die Erreichbarkeitsmenge von Verkehrsteilnehmern bekannt, die das autonome Fahrzeug umgeben, so kann man folgende Aussage treffen: Falls die Erreichbarkeitsmenge des autonomen Fahrzeuges nicht die Erreichbarkeitsmengen anderer Verkehrsteilnehmer schneidet (für alle Zeitintervalle innerhalb des Prädiktionshorizontes), so ist die geplante Trajektorie des autonomen Fahrzeuges garantiert sicher. Um nicht nur eine Ja/Nein-Entscheidung über die Sicherheit einer Trajektorie treffen zu können, wird zusätzlich die Verteilung der Aufenthaltswahrscheinlichkeiten der Fahrzeuge bestimmt. Dies ermöglicht die Bestimmung der Unfallwahrscheinlichkeit, wenn die geplante Trajektorie ausgeführt wird. Ein beispielhaftes Verkehrsszenario in Abb. 5(a), zeigt schematisch die probabilistischen Erreichbarkeitsmengen des autonomen Fahrzeuges und eines anderen Fahrzeuges. Diese Situation ist nicht sicher, da sich die probabilistischen Erreichbarkeitsmengen im zweiten Zeitintervall schneiden.

Die Bestimmung probabilistischer Erreichbarkeitsmengen wird schritthaltend im Fahrzeug bestimmt. Wie bereits erwähnt sind die Vorausberechnungen auf einen Prädiktionshorizont t_f beschränkt. Nach einem gewissen Zeitabschnitt $\Delta t = t_{i+1} - t_i$ wird die Berechnung der Gebiete unter Berücksichtigung aktualisierter Sensordaten des Fahrzeuges von Neuem gestartet. Dieser Ablauf ist in Abb. 5(b) dargestellt.

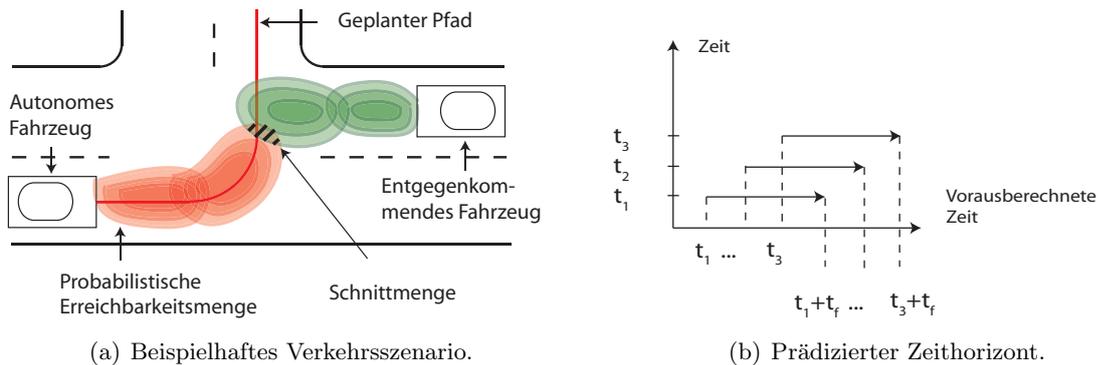


Abbildung 5: Probabilistische Erreichbarkeitsmengen und prädizierter Zeithorizont.

6.1 Berechnung probabilistischer Erreichbarkeitsmengen von Verkehrsteilnehmern

Die Fortbewegung von Verkehrsteilnehmern wird in zwei Schritten bestimmt. Zunächst werden mögliche Fahrwege bestimmt, die sich aus der Strassengeometrie ergeben (z.B. geradeaus Fahren, rechts Abbiegen). Die Abeitung dieser Fahrwege, die als zweidimensionale Kurven modelliert sind, werden mit Hilfe von stückweise stetigen Wahrscheinlichkeitsverteilungen beschrieben. In einem zweiten Schritt wird die Längsdynamik der Verkehrsteilnehmer entlang der Fahrwege berücksichtigt. Die Längsdynamik wird mit Hilfe von hybriden Automaten modelliert, die eine Vereinigung von diskreter mit kontinuierlicher Dynamik ermöglichen. Eine detaillierte Beschreibung der Modellierung der Verkehrsteilnehmer kann in [24] gefunden werden.

Damit probabilistische Erreichbarkeitsmengen effizient bestimmt werden können, wird die Dynamik der Verkehrsteilnehmer auf Markov-Ketten abstrahiert. Diese Abstraktion wird vorausberechnet und ist in [25, 24] genauer beschrieben. Eine Erweiterung, die die Interaktion von

Verkehrsteilnehmern berücksichtigt, kann in [26] gefunden werden.

6.2 Numerische Beispiele

Ein numerisches Beispiel, das Interaktion zwischen Verkehrsteilnehmern berücksichtigt, ist in Abb. 6(a) gezeigt. Die Fahrzeuge *A* und *B* nähern sich der gezeigten Kreuzung von der Strasse ohne Vorfahrt und die Fahrzeuge *C* und *D* befinden sich auf der Vorfahrtstrasse. In Abb. 6(b)-6(d) sind die probabilistischen Erreichbarkeitsmengen für ausgewählte Zeitintervalle dargestellt (dunkle Farbe deutet eine hohe Wahrscheinlichkeit an). Es ist klar zu erkennen, dass sich die Fahrzeuge *A* und *B* der Kreuzung langsam nähern und warten, bis der Kreuzungsverkehr vorbeigezogen ist. Die Berechnungszeit für dieses Szenario betrug 1,1 s für 12,5 s in der Realität. Es wurde Matlab auf einem Single-Core PC mit 3,7 GHz benutzt.

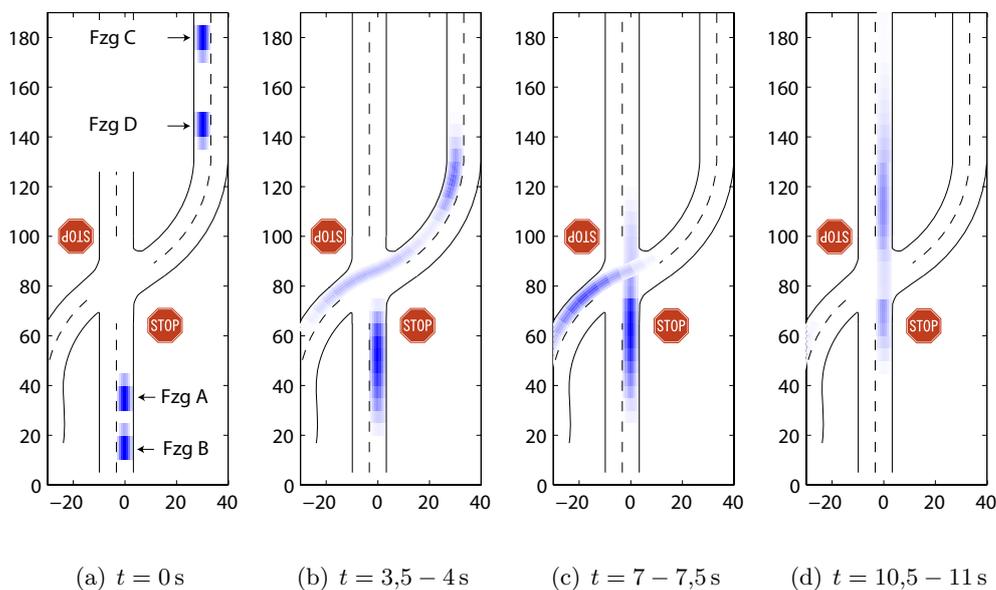


Abbildung 6: Probabilistische Erreichbarkeitsmengen des Kreuzungsszenarios.

7 Kommunikation für eine Fahrzeug-Fahrzeug-Kooperation

7.1 Motivation

Für die Realisierung kognitiver Fähigkeiten reicht es nicht aus, wenn Fahrzeuge nur ihr eigenes Umfeld wahrnehmen und verstehen. Vielmehr müssen sie auch gegenseitig Informationen austauschen, um eine kooperative Wahrnehmung und verteilte Fusion von Objekthypothesen durchführen zu können. Die entscheidenden Eckpunkte sind in diesem Kontext Bandbreite und Realzeitfähigkeit. Zudem sollte die Architektur der Kommunikation dezentral, selbstorganisierend und fehlertolerant sein.

7.2 Implementierung

Auf der Ebene des Netzwerks werden die Datenströme vom und zum Kommunikationsmodul mit Service-Informationen versehen, die für die Erkennung der Netzwerktopologie, für uni- oder

multicast-Routing oder für eine sichere Verbindung verantwortlich sind [27]. Eine Loopback-schnittstelle ermöglicht den Anschluss von externen Sicherheitsmodulen.

Das Kommunikationsmodul für die Objektdaten lässt sich nahtlos mit anderen Applikationen verknüpfen, da als zentraler Datenspeicher jeweils die lokale Realzeitdatenbank gewählt wurde. Durch eine sehr einfache Programmierschnittstelle können andere Applikationen das Kommunikationsmodul beauftragen, Daten zu anderen Fahrzeugen zu senden. Empfangene Daten werden automatisch in Form einer hierarchischen Struktur in der Realzeitdatenbank abgespeichert und dem Sender zugeordnet. Zusätzlich stehen Applikationen auch Daten über die aktuelle Netzwerktopologie zur Verfügung. Dies hilft beispielsweise eine kooperative Gruppe von kognitiven Fahrzeugen aufzubauen. Module, die von Daten fremder Fahrzeuge abhängig sind, können innerhalb der Datenbank nach diesen Objekten suchen und sich über Änderungen informieren lassen. Durch den hierarchischen Aufbau der Datenstruktur lässt sich anhand der Daten der jeweilige Sender jederzeit feststellen.

8 Zusammenfassung

Innerhalb der Arbeit wurde der Aufbau des kognitiven Automobils in München präsentiert. Dabei wurde neben der maschinellen Wahrnehmung von Objekten aufgezeigt, wie nachfolgende Stufen daraus eine autonome Fahrzeugführung ableiten können. Parallel dazu wurde ein Sicherheitskonzept realisiert, welches das Fahrzeug auch bei Systemfehlern- und ausfällen in einen sicheren Zustand überführen kann.

Im Rahmen der Konferenz „Intelligent Vehicles“ [28] ist eine Präsentation und Testfahrt der Fahrzeuge des Sonderforschungsbereiches geplant.

Danksagung

Diese Arbeit wurde von der Deutschen Forschungsgemeinschaft (DFG) im Rahmen des Sonderforschungsbereiches SFB/TR-28 „Kognitive Automobile“ finanziert.

M. Thuy, F. Puente León, Fachgebiet Verteilte Messsysteme, Technische Universität München, Theresienstraße 90/N5, D-80333 München, E-Mail: {m.thuy, f.puente}@tum.de

M. Goebel, F. Rattei, G. Färber, Lehrstuhl für Realzeit-Computersysteme, Technische Universität München, D-80333 München, E-Mail: {matthias.goebel, florian.rattei, georg.farber}@rcs.ei.tum.de

M. Althoff, M. Buss, Lehrstuhl für Steuerungs- und Regelungstechnik, Technische Universität München, D-80333 München, E-Mail: althoff@tum.de, m.bus@ieee.org

F. Obermeier, S. Hawe, K. Diepold, Lehrstuhl für Datenverarbeitung, Technische Universität München, D-80333 München, E-Mail: {f.obermeier, simon.hawe, kldi}@tum.de

R. Nagel, J. Eberspächer, Lehrstuhl für Kommunikationsnetze, Technische Universität München, D-80333 München, E-Mail: {robert.nagel, joerg.eberspaecher}@tum.de

S. Kraus, C. Wang, B. Heissing, Lehrstuhl für Fahrzeugtechnik München, Technische Universität München, D-85748 Garching, E-Mail: {kraus, wang, heissing}@ftm.mw.tum.de

F. Hecker, M. Russ, M. Schweitzer, J. Wünsche, Professur für Technik Autonomer Systeme, Universität der Bundeswehr München, D-85577 Neubiberg, E-Mail: {falk.hecker, martin.russ, michael.schweitzer, joe.wuensche}@unibw-muenchen.de

Literatur

- [1] C. Stiller, G. Färber und S. Kammel: „Cooperative cognitive automobiles“. In Proc. IEEE Intelligent Vehicles Symposium, S. 215–220, Istanbul, 2007.
- [2] Sonderforschungsbereich/TR 28. Homepage: <http://www.kognimobil.org>.
- [3] DARPA Urban Challenge. Homepage: <http://www.darpa.mil/grandchallenge>.
- [4] T. Dang, C. Hoffmann und C. Stiller: „Self-calibration for active automotive stereo vision“. In Proc. IEEE Intelligent Vehicles Symposium, S. 364–369, Tokyo, 2006.
- [5] W. Günthner, P. Wagner und H. Ulbrich: „An inertially stabilised vehicle camera system-hardware, algorithms, test drives“. In IEEE Industrial Electronics, IECON 2006 - 32nd Annual Conference, 2006.
- [6] M. Goebel, S. Drössler und G. Färber: „Systemplattform für videobasierte Fahrerassistenzsysteme“. In Autonome Mobile Systeme 2005, Springer-Verlag, S. 187–193, 2006.
- [7] M. Goebel und G. Färber: „A real-time-capable hard- and software architecture for joint image and knowledge processing in cognitive automobiles“. In Proc. IEEE Intelligent Vehicles Symposium, S. 734–740, Istanbul, 2007.
- [8] M. Goebel und G. Färber: „Eine realzeitfähige Softwarearchitektur für kognitive Automobile“. In Autonome Mobile Systeme 2007, Springer-Verlag, S. 198–204, 2007.
- [9] E. D. Dickmanns: „4D-Szenenanalyse mit integralen raumzeitlichen Modellen“. In 9. DAGM-Symposium Mustererkennung, ser. Informatik Fachberichte Nummer 149, Springer Verlag, 1987.
- [10] E. D. Dickmanns: „Dynamic vision for perception and control of motion“. Springer Verlag, London, 2007.
- [11] F. Rattei, M. Goebel und G. Färber: „Beitrag zur Robustheitssteigerung videobasierter Fahrerassistenzsysteme durch frühe Rückkopplungen zur Sensorebene“. In Bildverarbeitung in der Mess- und Automatisierungstechnik, VDI-Berichte Nr. 1981, S. 225–236, 2007.
- [12] E. D. Dickmanns: „Efficient computing of intensity profiles for realtime vision“. Lecture Notes in Computer Science, S. 131–139, 1998.
- [13] H. Bay, L. van Gool: „SURF: speeded up robust features“. In Proc. European Conference on Computer Vision, 2006.
- [14] D. Lowe: „Distinctive image features from scale-invariant keypoints“. In International Journal of Computer Vision, 2004.
- [15] K. Mikolajczyk und C. Schmid: „A performance evaluation of local descriptors“. In Proc. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, S. 257–263, 2003.
- [16] P. Viola und M. Jones: „Rapid object detection using a boosted cascade of simple features“. In Proc. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2001.
- [17] A. Baumberg: „Reliable feature matching across widely separated views“. In Proc. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2000.

- [18] E.D. Dickmanns: „Efficient computing of intensity profiles for realtime vision“. In Lecture Notes in computer science, S. 131-139, 1998.
- [19] T. Lindeberg: „Scale space theory in computer vision“. Kluwer Academic Publishers, 1994.
- [20] D. Nister, O. Naroditsky und J. Bergen: „Visual odometry“. In Proc. in Proc. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, S. 652-659, 2004
- [21] M. Thuy, A. Saber Tehrani und F. Puente León: „Bayessche Fusion von Stereobildfolgen und Lidardaten“. In Bildverarbeitung in der Mess- und Automatisierungstechnik, VDI-Berichte Nr. 1981, S. 67–78, 2007.
- [22] K.-H. Siedersberger: „Komponenten zur automatischen Fahrzeugführung in sehenden (semi-)autonomen Fahrzeugen“. Dissertation, Fakultät für Luft- und Raumfahrttechnik, Universität der Bundeswehr München, 2003.
- [23] M. Pellkofer: „Verhaltensentscheidung für autonome Fahrzeuge mit Blickrichtungssteuerung“. Dissertation, Fakultät für Luft- und Raumfahrttechnik, Universität der Bundeswehr München, 2003.
- [24] M. Althoff, O. Stursberg und M. Buss: „Online verification of cognitive car decisions“. In Proc. of the 2007 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, S. 728–733, Istanbul, 2007.
- [25] M. Althoff, O. Stursberg und M. Buss: „Safety assessment of autonomous cars using verification techniques“. In Proc. of the American Control Conference, S. 4154–4159, 2007.
- [26] M. Althoff, O. Stursberg und M. Buss: „Stochastic reachable sets of interacting traffic participants“. In Proc. of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium (akzeptiert), Eindhoven, 2008.
- [27] R. Nagel, S. Eichler und J. Eberspächer: „Intelligent wireless communication for future autonomous and cognitive automobiles“. In Proc. of the 2007 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Istanbul, 2007.
- [28] IEEE Intelligent Vehicles Symposium: <http://www.iv2008.utwente.nl>.