

Herausforderungen für die Verhaltensplanung kooperativer automatischer Fahrzeuge

Maximilian Naumann¹, Piotr F. Orzechowski²,
Christoph Burger², Ömer Şahin Taş¹, Christoph Stiller^{1,2}

¹ FZI Forschungszentrum Informatik, Karlsruhe
{naumann, tas}@fzi.de

² Institut für Mess- und Regelungstechnik,
Karlsruher Institut für Technologie, Karlsruhe
{piotr.orzehowski, christoph.burger, stiller}@kit.edu

Kurzzusammenfassung

Nachdem die Machbarkeit des automatischen Fahrens in regulärem Verkehr bereits vor einigen Jahren gezeigt wurde, erwächst die Forderung nach kooperativen automatischen Fahrzeugen.

Während Fahrerassistenzsysteme mit grundlegend kooperativen Funktionen bereits am Markt sind, steht deren Umsetzung in einem vollautomatisierten Gesamtkonzept mit umfassender Kooperativität noch aus.

Durch Car-2-Car-Kommunikation und die diesbezügliche Festlegung von Kommunikationsstandards wurden auf dem Gebiet kooperativer Wahrnehmung bereits große Fortschritte erzielt.

In diesem Beitrag werden nun auch für die kooperative Verhaltensplanung konkrete Anforderungen abgeleitet und gemäß ihrer Tragweite unterschiedlichen Kooperationsstufen zugeordnet. Anschließend folgt die Übertragung dieser Anforderungen auf ausgewählte Szenarien, welche sowohl vollständig automatisierten Straßenverkehr als auch Mischverkehr abbilden. Anhand dieser wird die Herangehensweise bisheriger Methoden dargelegt sowie eine neue Herangehensweise vorgeschlagen, welche höhere Kooperationsstufen ermöglicht. Abschließend wird der

Aufbau einer Simulationsumgebung zur Evaluation der genannten Methoden für die Verhaltensplanung vorgestellt.

1 Einführung

In den vergangenen 30 Jahren haben Fahrassistenzsysteme und automatisiertes Fahren enorme Fortschritte gemacht [1]. Die anfangs entwickelten Assistenzsysteme dienten der Stabilisierung der Fahrzeugdynamik und reduzierten so erfolgreich die Anzahl der tödlichen Unfälle. Nachdem gegenwärtig bereits umfangreiche Fahrerassistenzsysteme am Markt sind, stellen automatisierte Fahrzeuge, eingeteilt nach [2], den nächsten Schritt dar. Hierbei wird der robuste und zuverlässige Betrieb eines automatisierten Fahrzeuges mit zunehmendem Automatisierungsgrad immer wichtiger [3].

Der Betrieb eines automatisierten Fahrzeuges kann aus vielerlei Gründen gestört werden. Fehler in der Perzeption einzelner Sensoren tragen erheblich zur Gesamtanzahl der Betriebsfehler bei. Die Nutzung mehrerer Sensoren mit verschiedenen Messprinzipien können das Vorkommen solcher Fehler reduzieren. Neben der Verwendung von *realen* Sensoren kann zusätzlich mit anderen Fahrzeugen und der Infrastruktur kommuniziert werden, und so die Umweltwahrnehmung und Fahrabsichten gegenseitig ausgetauscht werden. Durch die Nutzung dieser *virtuellen* Sensoren können die Messungen der echten Sensoren mit Informationen großer Konfidenz gestützt werden. Darüber hinaus können im telematischen Wahrnehmungshorizont auch Bereiche wahrgenommen werden, die außerhalb der Reichweite der Sensoren liegen oder durch andere Objekte verdeckt sind. Diese gegenseitige Bereitstellung von Information nennt man *kooperative Wahrnehmung*. Sie hat das Potential, die Sicherheit und die Effizienz automatischer Fahrzeuge weiter zu steigern.

Die erste erfolgreiche Demonstration von kooperativem automatisiertem Fahren erfolgte in den 1990er-Jahren im Zuge des *California PATH* Programms [4], bei dem eine Handvoll Fahrzeuge auf einer Schnellstraße eine stabile Kolonne bildeten. Diesem Schritt folgte die *Demo 2000* in Japan [5]. Einige Jahre später wurde in Deutschland der *Sonderforschungsbereich Transregio 28* gegründet, um die Möglichkeiten von kooperativer Perzeption und Verhaltensplanung auszuloten und theoretische Ergebnisse zu demonstrieren [6].

Grundlegende Anforderung der Car-2-Car-Kommunikation sind standardisierte Protokolle. Auch Fahrzeuge mit unterschiedlicher Soft- und

Hardware müssen kommunizieren und fehlerfrei zusammen arbeiten können. Ein Überblick über den Fortschritt und den Stand der Technik bei Car-2-Car-Kommunikationssystemen findet sich in [7]. Obwohl Kommunikationsprotokolle untersucht und standardisiert wurden, gab es bis zur Grand Cooperative Challenge (GCDC) 2011 keine öffentliche oder forschungsgruppenübergreifende Demonstration von kooperativem Fahren in der Praxis. Der Wettbewerb zielte auf das Bilden von Kolonnen ab und zeigte die Kompatibilität zwischen Teilnehmern mit völlig verschiedenen Softwarearchitekturen [8–10].

Später, im Jahr 2016, wurde die zweite GCDC abgehalten, wobei der Fokus diesmal auf kooperativen Fahrstreifenwechseln und auf dem kooperativen Überqueren einer Kreuzung lag [11, 12]. Der Wettbewerb zeigte technische Herausforderungen in der kooperativen Perzeption, der Sensordatenfusion und Car-2-Car-Kommunikation, sowie der kooperativen Verhaltensplanung auf.

In Abschnitt 2 wird ein Überblick über den Stand der Forschung hinsichtlich der Kooperativität automatischer Fahrzeuge vorgestellt. Anschließend, in Abschnitt 3, werden verschiedene Stufen der Kooperation aus Sicht der Verhaltensplanung unterschieden. Abschnitt 4 beleuchtet bestehende Methoden der Verhaltensplanung hinsichtlich der Kooperativitätsstufen und schlägt eine neue Herangehensweise vor. In Abschnitt 5 wird im Rahmen der Evaluationsmethodik für kooperative Verhaltensplanung eine Simulationsumgebung vorgestellt, bevor in Abschnitt 6 Schlussfolgerungen und künftige Forschungsrichtungen erläutert werden.

2 Stand der Forschung

Realisierungsmöglichkeiten für die Kooperation zwischen Verkehrsteilnehmern wurden vielfach erforscht, jedoch existiert bisher keine einheitliche Definition von Kooperation in diesem Kontext [13]. Die bisherigen Definitionen basieren meistens auf dem Kommunikationskanal zwischen den Teilnehmern.

Aus Sicht der Kommunikation kann die Kooperation zwischen menschlichen Verkehrsteilnehmern durch unterschiedliche Kommunikationskanäle wie Handbewegungen oder Blinken erreicht werden. Reagiert ein Teilnehmer auf diese Signale, wird er als kooperativ angesehen [13]. Vom Standpunkt der Verhaltensplanung ist die Bewegung der Verkehrsteilnehmer ein weiterer Kommunikationskanal, da andere Teilnehmer Bewegungen wahrnehmen und darauf reagieren. In dieser

Hinsicht kann Adaptive Cruise Control (ACC) bspw. als kooperativ eingestuft werden, Cruise Control (CC) jedoch nicht. Schon an diesem einfachen Beispiel lässt sich zeigen, dass die Einteilung aus der Kommunikationsperspektive nicht unbedingt mit der Einteilung aus Sicht der Planung übereinstimmt.

Kommunikationskanäle zur Übermittlung von Absichten haben jedoch einen direkten Einfluss auf die Verhaltensplanung von autonomen Fahrzeugen. Obwohl die Kanäle direkter Kommunikation, wie Handbewegungen und Blinken, sehr einfach und grundlegend für Menschen sind, stellen sie teils große Hürden für die Perzeptionssysteme autonomer Fahrzeuge dar. Die Planung kooperativer Manöver zwischen automatischen Fahrzeugen erfordert einheitliche Car-2-Car-Kommunikationsprotokolle, mit denen Teilnehmer ihre Perzeptions- und Lokalisierungsdaten zusammen mit Konfidenzwerten und Fahrtwünschen übermitteln können. Eine Übersicht über die Funktionsweisen kooperativer Fahrassistenzsysteme und deren existierende oder erforderliche Kommunikationsprotokolle finden sich in [14]. Kommunikationskanäle und -protokolle werden im Folgenden nicht weiter betrachtet. Stattdessen wird kooperatives Fahren aus Sicht der Verhaltensplanung betrachtet.

Die Forschung zur Bewegungsplanung selbst ist weit fortgeschritten. Einen Überblick über bestehende Methoden geben [15] und [16]. Auch wurden viele Algorithmen der Bewegungsplanung für die kooperative Verhaltensplanung angepasst. Viele davon beschränken sich jedoch auf das kooperative Überqueren einer Kreuzung oder auf kooperative Fahrstreifenwechsel. Eine umfassende und aktuelle Übersicht über diese wird jeweils in [17] und [18] vorgestellt. Obwohl viele Arbeiten zum Thema existieren, mangelt es in der Literatur an einer systematischen Klassifizierung der Architekturen und Methoden der Verhaltensplanung.

3 Kooperationsstufen und resultierende Anforderungen

Im vorangegangenen Abschnitt wurden bestehende Definitionen von Kooperation genannt, welche meist im Hinblick auf die explizite Kommunikation zwischen Agenten eingeführt wurden. Die im Folgenden eingeführten Stufen orientieren sich in Anlehnung an [19] und [20] am Verständnis von Kooperation als wissentliche Handlung zur Steigerung eines Gesamtnutzens. Diesen Gesamtnutzen, oft auch als nicht quantifizierbares Gesamtziel bezeichnet, zu steigern, erfordert die Kenntnis seiner Zusammensetzung. Im Rahmen des Straßenverkehrs bezieht sich

der Gesamtnutzen nach dem Verständnis der Autoren auf die Summe des Nutzens der einzelnen Agenten. Dabei ist zu beachten, dass eine Steigerung des Gesamtnutzens, welche aus einer ausschließlichen Steigerung des eigenen Nutzens resultiert, nicht als kooperative Handlung eingeordnet wird. Übergeordnete Ziele, wie Verkehrsfluss und Kraftstoffeffizienz sind Ziel jedes einzelnen Agenten und somit implizit im Gesamtnutzen enthalten. Eine Unterteilung in egoistische, altruistische oder rationale Verhaltensweisen ist nicht maßgeblich für die Einordnung, da die Motivation des Verhaltens eher die Zusammensetzung des Gesamtnutzens betrifft als seinen Betrag.

3.1 Stufenmodell zur Einordnung von kooperativer Verhaltensplanung

Die wissentliche Steigerung des beschriebenen Gesamtnutzens aus Sicht eines Agenten ist folglich umso stärker möglich, je besser seine Zusammensetzung bekannt ist. Daher wird kooperatives Verhalten gemäß der Kenntnis des Gesamtnutzens in fünf Stufen unterteilt (siehe Tabelle 1).

Stufe	Klassifizierung	Kenntnis des Gesamtnutzens
0	unkooperatives Verhalten	keine Kenntnis des Gesamtnutzens
1	reaktives Verhalten	Kenntnis des Faktors Unfallfreiheit
2	vorausschauendes Verhalten	Kenntnis einzelner Handlungsoptionen je Verkehrsteilnehmer
3	bewusst kooperatives Verhalten	Kenntnis mehrerer Handlungsoptionen und deren wechselseitige Abhängigkeit je Verkehrsteilnehmer
4	ganzheitlich kooperatives Verhalten	Kenntnis der möglichen Handlungsoptionen aller relevanten Verkehrsteilnehmer und deren teilnehmerübergreifende wechselseitige Abhängigkeit

Tabelle 1: Stufenmodell

Hierbei wird explizite Kommunikation nicht miteinbezogen, da sie zum einen bereits Gegenstand der Forschung ist und zum anderen im Mischverkehr von automatischen und menschgeführten Fahrzeugen gegenwärtig nicht möglich ist. Es ist zu beachten, dass die höchste genannte Stufe bei Miteinbeziehung expliziter Kommunikation noch

übertriften werden kann.

3.2 Resultierende Anforderungen an die Verhaltensplanung

Aus diesen Stufen resultieren unterschiedliche Anforderungen an die Verhaltensplanung, welche weitere Handlungsoptionen für das automatisierte Fahrzeug ermöglichen. Die Entscheidung für eine dieser Optionen kann nun wieder egoistisch, altruistisch oder rational getroffen werden. Eine Steigerung der möglichen Kooperativität resultiert also nicht notwendigerweise in einer Steigerung des Gesamtnutzens.

Stufe 0 erfordert keine besonderen Anforderungen, das Fahrzeug verhält sich in allen Szenarien, als gäbe es keine anderen Verkehrsteilnehmer. Im öffentlichen Straßenverkehr ist ein solches unkooperatives Verhalten somit unzulässig.

Stufe 1 erfordert die Miteinbeziehung wahrgenommener Objekte in die Verhaltensplanung, bspw. durch Randbedingungen. Diese grundlegende Kooperativität ist bspw. bei ACC und Notbremsassistenten gegeben. Die Unfallwahrscheinlichkeit ist bedeutend geringer als in Stufe 0.

Stufe 2 erfordert die Prädiktion wahrgenommener Objekte und die Einbeziehung dieser Information in die Verhaltensplanung. Je nach Qualität der Prädiktion ist erneut eine deutliche Senkung der Unfallwahrscheinlichkeit möglich.

Stufe 3 erfordert mehrere Prädiktionen je Verkehrsteilnehmer, wobei deren Beziehung zueinander bekannt sein muss. Beispielsweise kann die Prädiktion eines Fahrstreifenwechsels an mehreren Stellen betrachtet werden, wobei bekannt ist, dass diese für den Verkehrsteilnehmer eine ähnliche Güte besitzen. Dabei kann nicht notwendigerweise das Unfallrisiko minimiert, aber der Komfort für die Beteiligten gesteigert werden, wie in den folgenden Szenarien veranschaulicht wird.

Für eine ganzheitliche Kooperation gemäß Stufe 4 ist eine probabilistische Formulierung der Gesamtgüte notwendig. Dies erfordert die Betrachtung der Beziehung der einzelnen Handlungsoptionen zueinander, und somit zumindest ein implizites Situationsverständnis. Aus der gegenseitigen Abhängigkeit des Fahrverhaltens resultiert zudem die Forderung, die eigene Intention konsistent und konsequent zu verfolgen, so dass diese für andere Verkehrsteilnehmer erkennbar ist. Gleichzeitig ändert sich die Rolle der Prädiktion von einem Werkzeug zur vorausschauenden Unfallvermeidung hin zum elementaren Bestandteil einer

ganzheitlich kooperativen Verhaltensplanung. Hierdurch eröffnen sich risikoärmere und komfortablere Handlungsoptionen.

3.3 Veranschaulichung der Einordnung

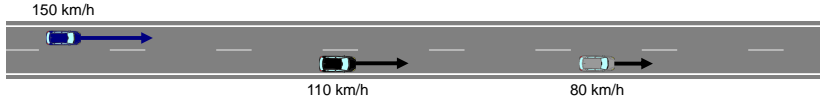
Die aus den jeweiligen Stufen resultierenden Handlungsoptionen werden im Folgenden anhand dreier Szenarien veranschaulicht (siehe Abbildung 1).

In Szenario 1 fährt das Ego-Fahrzeug (blau) im Falle einer Verhaltensplanung gemäß Stufe 0 ungeachtet der anderen Teilnehmer weiter. Bei Stufen 1 bzw. 2 bremst das Ego-Fahrzeug bei Eintritt eines anderen Teilnehmers in den eigenen Fahrstreifen bzw. sobald ein bevorstehender Eintritt aus dem Fahrverhalten, bspw. durch einen leichten Drift nach links, erkennbar ist. In Stufen 3 und 4 erkennt das Ego-Fahrzeug den bevorstehenden Wechsel unabhängig vom Fahrverhalten des Teilnehmers aus der Situation und reagiert bspw. indem es beschleunigt oder bremst, um eine für alle Teilnehmer bessere Gesamtlösung zu ermöglichen.

In Szenario 2 fährt das Ego-Fahrzeug im Falle einer Verhaltensplanung gemäß Stufe 0 ungeachtet der anderen Teilnehmer auf die Fahrbahn auf. Mit Kenntnis gemäß Stufen 1 bis 3 kennt das Ego-Fahrzeug keinen Grund für den anderen Verkehrsteilnehmer, seine Geschwindigkeit zu ändern, dementsprechend muss das Ego-Fahrzeug selbst stark verzögern oder beschleunigen. Ist dem Ego-Fahrzeug die Rückkopplung bekannt, kann es seine Geschwindigkeit leicht erhöhen oder verringern, und die Reaktion des anderen Teilnehmers analysieren, um so eine für alle Teilnehmer bessere Gesamtlösung zu ermöglichen.

Im innerörtlichen Szenario 3 fährt das Ego-Fahrzeug im Falle einer Verhaltensplanung gemäß Stufe 0 ungeachtet des anderen Teilnehmers durch die Engstelle. Mit Kenntnis gemäß Stufen 1 bis 3 kennt das Ego-Fahrzeug analog zu Szenario 2 keinen Grund für den anderen Verkehrsteilnehmer, seine Geschwindigkeit zu ändern, dementsprechend muss das Ego-Fahrzeug selbst stark verzögern oder sehr stark beschleunigen. Auch hier ergibt sich aus der Kenntnis der wechselseitigen Abhängigkeit gemäß Stufe 4 eine neue Option für das Ego-Fahrzeug: Es fährt bspw. leicht beschleunigend vor dem anderen Verkehrsteilnehmer durch die Engstelle, sodass beide Teilnehmer ihre Geschwindigkeit nur leicht verändern müssen.

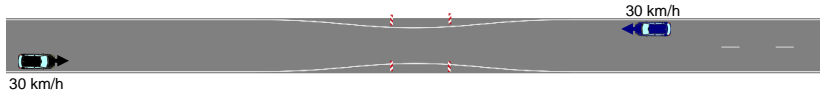
Es ist jedoch generell zu beachten, dass die Umsetzung der genannten Kooperationsstufen sowohl durch die Erhöhung des semantischen Situationsverstehens, als auch durch eine drastische Erhöhung der Zahl



(a) Szenario 1: Überholvorgang



(b) Szenario 2: Auffahrt



(c) Szenario 3: Engstelle

Abbildung 1: Szenarien zur Veranschaulichung der aus den Kooperationsstufen resultierenden Handlungsoptionen. Das Ego-Fahrzeug ist in blau visualisiert.

der Zufallsstichproben in Sampling-Ansätzen möglich ist, sofern eine entsprechende Bewertungsmethode vorliegt.

4 Kooperative Verhaltensplanung

Zunächst ist festzustellen, dass die Begrifflichkeiten, welche die Handlungskette eines automatisierten Fahrzeugs beschreiben, in der Literatur nicht eindeutig verwendet werden. In diesem Beitrag beschreibt der Begriff *Verhaltensplanung* (engl. behavioural planning) die Gesamtheit der Module, welche basierend auf einem Szenenmodell und einem Routenwunsch eine zu fahrende Trajektorie an den Regler übergeben. Diese Verhaltensplanung besteht zumeist mindestens aus einer *Verhaltensentscheidung* (engl. behavioural decision making) und einer *Trajektorien-* bzw. *Bewegungsplanung* (engl. trajectory planning bzw. motion planning) [16]. Die *Routenplanung* (engl. route planning), welche sich mit dem Finden einer Route zu einem Punkt in einem Verkehrsnetz befasst, ist dabei nicht Teil der Verhaltensplanung. Der *Trajektorienregler* (engl. trajectory control) schließt an die Verhaltensplanung an, und ist somit ebenfalls nicht Teil derselben.

In diesem Abschnitt werden bestehende funktionelle Systemarchi-

tekturen und die darin verwendeten Methoden hinsichtlich der genannten Anforderungen überprüft, sowie eine neue Herangehensweise vorgestellt.

4.1 Bestehende Architekturen und Methoden

Der kürzlich veröffentlichte Beitrag von Paden et al. [16] unterteilt die Verhaltensplanung in die Bereiche Verhaltensentscheidung und Trajektorienplanung. Die Verhaltensentscheidung trifft dabei eine diskrete Entscheidung aus einer endlichen Anzahl von Möglichkeiten, wobei letztere unsicherheitsbehaftet sind. Die Trajektorienplanung löst anschließend, beziehungsweise auf Anfrage der Verhaltensentscheidung, ein Optimierungsproblem, wobei der Lösungsraum durch die Fahrzeugdynamik und vorhandene Hindernisse eingeschränkt ist.

Eine derartige Struktur wurde in mehreren Forschungsprojekten erfolgreich angewandt: Im Rahmen der Bertha-Benz-Fahrt [21] wurde für „Bertha“ eine solche Systemarchitektur verwendet: Die Verhaltensplanung wird in eine Verhaltensentscheidung, von Ziegler et al. als Verhaltensgenerierung bezeichnet, und eine Trajektorienplanung unterteilt. Die Verhaltensentscheidung formuliert dabei Nebenbedingungen für die Trajektorienplanung, welche die Trajektorie als Lösung eines nichtlinearen Optimierungsproblems berechnet. Grundlage der Verhaltensentscheidung ist ein reaktiver Zustandsautomat, welcher Nebenbedingungen aus der aktuellen Fahrbahn, statischen und dynamischen Objekten, sowie Verkehrsregeln erstellt. Die Nebenbedingungen werden letztlich als Fahrkorridor übergeben. Die erwartete Bewegung wahrgenommener dynamischer Objekte wird dabei unter Annahme konstanten Abstands zum rechten Fahrbahnrand prädictiert. Die daraus resultierenden Positionen stellen nun weitere, in diesem Fall zeitabhängige, Nebenbedingungen dar. Auf Basis dieser sowie fahrdynamischer Nebenbedingungen berechnet die Trajektorienplanung anschließend eine gemäß eines festgelegten Gütefunktional optimalen Trajektorie. Mit diesem Ansatz wird vorausschauendes Verhalten ermöglicht, wobei die Güte anderer Fahrzeuge implizit darüber gesteigert wird, dass Unfälle mit „Bertha“ vermieden werden.

Das von Kunz et al. [22] vorgestellte Ulmer Versuchsfahrzeug bedient sich eines Umweltmodells. Dieses wird im Rahmen einer Situationsanalyse zu einem sog. prädictierten Umweltmodell erweitert, welches zusätzlich Prädictionen dynamischer Objekte enthält. Auf Basis dieses Modells entscheidet eine Kontrollroutine, ob das Fahrzeug ei-

ne Situation automatisiert bewältigen darf. Sofern dies erlaubt wird, startet die Verhaltensplanung. Auch hier wird wieder zwischen der Verhaltensentscheidung und der Trajektorienplanung unterschieden. Die Verhaltensentscheidung entscheidet situationsbezogen, ob zusätzliche Nebenbedingungen an die Trajektorienplanung übergeben werden, wie bspw. Stop-Linien, oder ob Nebenbedingungen aufgehoben werden, wie bspw. das Gestatten des Einfahrens in die Gegenfahrbahn. Anschließend berechnet die Trajektorienplanung auch hier unter den von der Verhaltensentscheidung festgelegten und fahrdynamischen Nebenbedingungen eine gemäß eines festgelegten Gütefunktional optimalen Trajektorie. Mit diesem Ansatz wird analog zu Bertha vorausschauendes Verhalten ermöglicht.

In [23] sind weitere Systemarchitekturen zu finden, welche die Prädiktion unabhängig von der Planung betrachten und aus diesem Grund keine ganzheitliche Kooperativität ermöglichen.

4.2 Herangehensweise zur Umsetzung ganzheitlich kooperativer Verhaltensplanung

Für die Umsetzung ganzheitlicher Kooperativität reicht es, wie auch Matthaei und Maurer [24] feststellen, nicht aus, eine rein kinematische Prädiktion für die anderen Verkehrsteilnehmer aufzustellen. Viel mehr muss der Gesamtnutzen einer möglichen Lösung einer Situation betrachtet werden. Bahram et al. schlagen daher vor, die Rückkopplung des eigenen Verhaltens auf die Prädiktion explizit zu betrachten [23]. Sie fokussieren dabei auf die Verhaltensentscheidung, welche spieltheoretisch betrachtet wird. Dazu wird die Bewegung in wenige Manöver diskretisiert und jeweils Risikoabschätzungen durchgeführt.

Im Folgenden wird in Anlehnung an dieses Vorgehen ein Gesamtgütefunktional eingeführt, auf Basis dessen auch die genaue Trajektorie je Verkehrsteilnehmer präzisiert bzw. probabilistisch geplant werden kann. Dies entspricht somit einer Zusammenführung von Prädiktion, Verhaltensentscheidung und Trajektorienplanung (vgl. Abbildung 2).

Das Gesamtgütefunktional besteht, wie in Kapitel 3 motiviert, aus der Summe der Gütefunktionalen der einzelnen Verkehrsteilnehmer i :

$$G_{\text{ges}} = \sum_i G_i$$

Das Gütefunktional eines einzelnen Fahrzeugs G_i hängt, wie in [21] näher beschrieben, von der eigenen Intention, bspw. durch eine Wunsch-

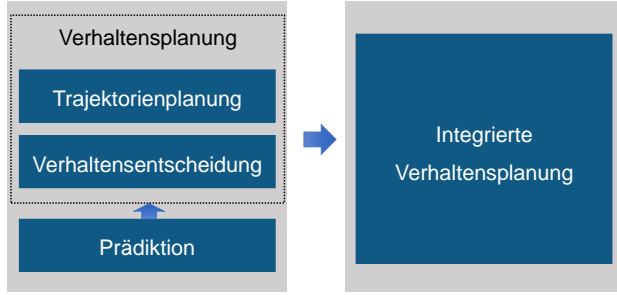


Abbildung 2: Zusammenführung von Prädiktion, Verhaltensentscheidung und Trajektorienplanung

geschwindigkeit vorgeben, und den kinematischen Eigenschaften der Trajektorie, bspw. dem Ruck, ab. Des Weiteren werden darin Risikoabschätzungen vorgenommen, indem die Güte der eigenen Trajektorie relativ zu den Trajektorien anderer Verkehrsteilnehmer j bspw. hinsichtlich Abstand und Differenzgeschwindigkeit definiert wird. Um der Forderung nach Konsequenz gerecht zu werden, wird ein zusätzlicher Kostenterm $G_{i,\text{kons}}$ eingeführt, welcher die geplante Trajektorie relativ zur bereits gefahrenen betrachtet. Dies bedeutet, dass eine getroffene Entscheidung, bspw. für einen Fahrstreifenwechsel, auch bei suboptimalen kinematischen und risikobasierten Kosten, weiterverfolgt wird. Dieser Term mindert somit potentiell destruktive Resonanz zwischen dem Verhalten mehrerer Verkehrsteilnehmer.

$$G_i = G_{i,\text{intention}} + G_{i,\text{kine}} + G_{i,\text{kons}} + \sum_j G_{i,j}$$

Im Folgenden fasst $G_{i,0}$ die Terme zusammen, welche nicht von anderen Trajektorien abhängen.

Da bei der Prädiktion, im Unterschied zur Planung für das eigene Fahrzeug, die Gewichtung oder gar Existenz einzelner Kostenterme nicht bekannt ist, müssen initial mehrere mögliche Verteilungen und Unsicherheiten betrachtet werden. Diese werden vereinfachend zu Fahrertypen f zusammengefasst, wobei sich das Fahrermodell für einen Verkehrsteilnehmer aus diesen Fahrertypen gewichtet zusammensetzt: $\sum_f w_{i,f} = 1$. Der Ausdruck $G_{i,f,0}$ fasst dabei die Terme zusammen, welche nicht von anderen Trajektorien abhängen, sondern nur von der

Trajektorie des Fahrzeugs i und dessen angenommenen Fahrertyp f . Der Ausdruck $G_{i,f,j}$ fasst die Terme zusammen, welche die eigene Trajektorie relativ zu den Trajektorien anderer Verkehrsteilnehmer j betrachten. Dieser Term muss für alle relevanten Verkehrsteilnehmer j betrachtet werden. Das Gesamtgütefunktional ergibt sich somit zu

$$G_{\text{ges}} = \sum_i \sum_f w_{i,f} (G_{i,f,0} + \sum_j G_{i,f,j})$$

Mit Hilfe dieses Gesamtgütefunktionals können nun bisherige Methoden der Verhaltensplanung angewandt werden, um ganzheitlich kooperativ zu planen.

Dabei ist allerdings zu beachten, dass ganzheitlich kooperative Verhaltensplanung zu Gefahrensituationen führen kann, wenn Verkehrsteilnehmer trotz ihres vorangegangenen kooperativen Verhaltens ebendieses unvermittelt ändern. Daher empfiehlt sich im Kontext kooperativer Verhaltensplanung besonders die von Damerow und Eggert vorgeschlagene Herangehensweise, eine *Plan B Trajektorie* zu berechnen [25]. Somit können unerwartete, also besonders unwahrscheinliche, Situationen zwar unkomfortabel aber zumindest sicher gelöst werden.

5 Evaluationsmethoden

Die Evaluationsmethodik für den vorgestellten Ansatz unterscheidet sich von bisherigen Ansätzen zum Evaluieren von Algorithmen für das automatische Fahren: Bei perzeptiven Funktionen kann für aufgenommene Realdaten eine Ground-Truth manuell erstellt werden, und die Performanz verschiedener Algorithmen bzw. Parameterkonfigurationen auf Basis dessen miteinander verglichen werden. Dies motiviert große Datensätze, wie bspw. KITTI [26] und Cityscapes [27]. Für isolierte Trajektorienplaner können fixe Überholsszenarien mit vorgegebener Trajektorie der Fahrzeuge betrachtet werden. Für die Evaluation kooperativer Verhaltensplanung ist aber gerade die Rückkopplung zwischen eigenem Verhalten und dem Verhalten der anderen Fahrzeuge, also deren Kooperation, zentraler Aspekt der Untersuchung. Hierfür sind demnach Szenarien, in denen das Verhalten des Ego-Fahrzeugs keine Implikationen hervorruft, nicht geeignet. Benötigt wird folglich eine Umgebung, mit mehreren aktiven Teilnehmern, d.h. mit mehreren menschengesteuerten oder kooperativen automatischen Fahrzeugen.

Die Umsetzung einer solchen Umgebung ist zum einen während Testfahrten in einem Versuchsträger gegeben, zum anderen kann sie

in einer Simulation abgebildet werden. Da kooperative Situationen nur einen Bruchteil der Situationen im Straßenverkehr abbilden, ist deren beiläufige Prüfung nicht zielführend. Auch unterscheiden sich reale Szenarien meist derart, dass eine Vergleichbarkeit zum Zwecke der Evaluation verschiedener Ansätze nicht gegeben ist. Darüber hinaus ist diese Art der Evaluation mit erheblichen Kosten und Zeitaufwand verbunden. Die Nachstellung von Szenarien mit mehreren Versuchsträgern ist denkbar, aber ebenfalls mit hohen Kosten und hohem Zeitaufwand verbunden. Die Evaluation in realer Umgebung ist folglich für häufige und schnelle Rückmeldung im Forschungskontext ungeeignet.

5.1 Simulationsumgebung

Da eine zufriedenstellende Evaluation im realen Straßenverkehr mit dem zuvor genannten hohen Aufwand verbunden ist, liegt die Evaluation mittels einer Simulation nahe. Zudem ist im Rahmen der Simulation auch eine Evaluation von nicht echtzeitfähig implementierten Algorithmen möglich. Im Unterschied zu einigen kommerziell erhältlichen Simulationsumgebungen ist es hier jedoch notwendig, dass alle Simulationsteilnehmer, sog. Agenten, entweder menschgesteuert sind, oder über eine vollwertige Verhaltensplanung verfügen.

Um auch forschungsgruppenübergreifend simulieren zu können, bietet sich die Wahl eines frei verfügbaren, quelloffenen Meta-Betriebssystems an. Das Robot Operating System (ROS) [28], eignet sich hier besonders, wie von Hellmund et al. motiviert [29]: Insbesondere ist die von Lorenz et al. [30] für deren Simulationsumgebung MoSAIC geforderte Verteilbarkeit über mehrere Rechner sowie die Benutzbarkeit und Wartbarkeit zu nennen. Auch die Funktion, den gesamten Datenverkehr zwischen den durch das Meta-Betriebssystem verknüpften Einheiten aufzuzeichnen, ist für eine nachgeschaltete Analyse der Simulation von großem Vorteil. Nicht zuletzt sprechen vorhandene Visualisierungssowie Fehlerbehebungswerkzeuge für den Einsatz von ROS.

Der in dieser Arbeit vorgestellte Aufbau einer Simulationsumgebung dient dem oben näher beschriebenen Vorhaben, die Kooperation zwischen Verhaltensplanern mehrerer Fahrzeuge zu evaluieren. Zu diesem Zweck wird der Einfluss ungenauer Wahrnehmung zwar ebenfalls simuliert, die eigentliche Sensordatenverarbeitung steht aber nicht im Fokus. Sie wird dabei folglich weder implementiert noch getestet. Statt dessen werden die durch Sensorik und Sensordatenverarbeitung auftretenden Ungenauigkeiten sowie weitere Effekte durch entsprechende

Modelle abgebildet.

Diese Fokussierung auf die Verhaltensplanung ermöglicht ein schlankes und somit einfach wartbares Framework. Der Anschluss der einzelnen Agenten an das Framework und die Modellierung der o.g. Effekte wird über eine agentenspezifische Schnittstelle realisiert (Abbildung 3). Über diese Schnittstelle wird auch die Kopplung an andere Simulationsumgebungen ermöglicht.

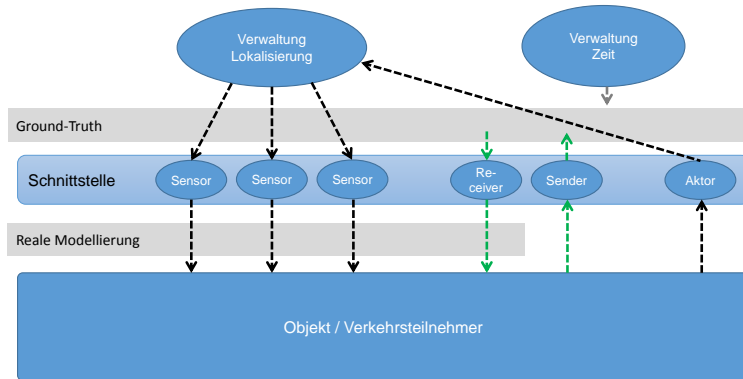


Abbildung 3: Modellierung real auftretender Effekte in der Schnittstelle: Die Pfeile symbolisieren dabei asynchrone ROS-Kommunikation, siehe [29] für Details. Die lokalisierungsbezogenen Nachrichten sind in schwarz, Car-2-Car-kommunikationsbezogene in grün und zeitbezogene in grau dargestellt. Oberhalb der Schnittstelle liegt die Ground-Truth vor, unterhalb der Sensoren und des Car-2-Car-Receivers sind die Daten nach entsprechenden Modellen abgeändert. Da die Kommunikation ohnehin von ROS verwaltet wird, bedarf es keiner Kommunikationsverwaltung im Framework.

Da die Verwaltung der Kommunikation bereits durch das Meta-Betriebssystem übernommen wird, sind für die Car-2-Car-Kommunikation lediglich die Kommunikationskanäle zu definieren. Auftretende Effekte wie Informationsverlust oder Zeitverzögerung werden im Empfängermodul eines jeden Fahrzeugs abgebildet.

Auch die Verwaltung der Zeit ist in ROS durch das Senden der aktuellen Simulationszeit mit beliebiger Frequenz möglich.

Ein zentrales Ziel der Sensorik am Fahrzeug ist die Lokalisierung des eignen Fahrzeugs und anderer Objekte. Diese Lokalisierung wird in der Simulation über einen Positionsspeicher für alle Objekte rea-

lisiert. Die Position aller Objekte wird von diesem Positionsspeicher als Ground-Truth mit einer eingestellten Frequenz an alle Objekte übergeben. Abweichungen von dieser Ground-Truth werden, analog zur Kommunikation, in der Schnittstelle modelliert. Dort werden Modelle für verschiedene Sensoren genutzt, um die von diesen zur Verfügung gestellten Werte samt ihrer Unsicherheit zu generieren. So liefert beispielsweise ein GPS-Empfänger absolute Positionsinformationen, während eine Stereokamera in einem beschränkten Sichtfeld Objektpositionen relativ zur einen Position wahrnimmt. Andere Sensorik, beispielsweise Rad-Odometer liefern Geschwindigkeitsinformationen. Aus diesen Informationen kann anschließend, wie im Versuchsträger, von einem Fusionsglied eine Gesamtschätzung des Bewegungszustandes des Ego-Fahrzeugs und anderer Objekte berechnet werden. Diese Fusion und deren Einfluss auf die Verhaltensplanung kann folglich mit Hilfe der Simulationsumgebung überprüft werden.

Der eigene Bewegungswunsch wird der Lokalisierungsverwaltung mit Hilfe eines simulierten Aktors übermittelt: Dieser berechnet aus der aktuellen Geschwindigkeit sowie den vom Regler bestimmten Größen Beschleunigung und Lenkwinkel eine hochfrequent abgetastete Trajektorie, und übermittelt diese an die Lokalisierungsverwaltung. Letztere kann dann, basierend auf der aktuellen Position und dem neuen Fahrtwunsch, zukünftige Positionen durch lineare Interpolation entlang der Trajektorie bestimmen. Diese Verlagerung des Bewegungsmodells in die Schnittstelle ermöglicht das Hinzufügen weiterer Modelle, ohne dass die Simulationsumgebung an sich abgeändert werden muss. Auch physische Konfliktsituationen, bspw. eine zu große Beschleunigung, ein Verlassen der Straße oder eine Kollision mit einem anderen Objekt, werden von der Lokalisierungsverwaltung nicht behandelt. Dies ermöglicht sowohl passive, also rein protokollierende, als auch aktive Behandlungsmöglichkeiten von Konfliktsituationen, wie beispielsweise das Entfernen der kollidierten Objekte aus der Simulation. Die Lokalisierungsverwaltung besitzt also kein physikalisches oder semantisches Verständnis der Simulation.

Die in der Lokalisierungsverwaltung vorhandene Information wird mittels des ROS-eigenen Tools RViz visualisiert.

6 Zusammenfassung und Ausblick

In diesem Beitrag wurde die Notwendigkeit kooperativer Verhaltensplanung motiviert und das diesbezügliche Potential aufgezeigt. An-

schließlich wurde eine Einteilung in Kooperationsstufen vorgeschlagen. Die kooperativen Möglichkeiten der Verhaltensplanung reichen dabei von unkooperativ und reaktiv, wie bereits in Serienfahrzeugen erhältlich, über vorausschauend und bewusst kooperativ, wie bereits in Forschungsfahrzeugen implementiert, bis hin zu ganzheitlicher Kooperativität. Um letztere umzusetzen wurde ein Gesamtgütefunktional zur Bewertung verschiedener Lösungen einer Situation diskutiert. Dabei wurde Prädiktion anderer Verkehrsteilnehmer in der Verhaltensplanung mit aufgenommen und als Planung mit unbekannten Parametern behandelt. Abschließend wurde der Aufbau einer Simulationsumgebung zur Evaluation ganzheitlich kooperativer Verhaltensplanung vorgestellt.

Die vergleichende Bewertung verschiedener Methoden auf Basis des vorgestellten Gütefunktionals ist der nächste Schritt hin zu ganzheitlich kooperativer Verhaltensplanung.

Danksagung

Die Arbeiten werden im Rahmen des Tech Center a-drive des Landes Baden-Württemberg und des Schwerpunktprogramms *kooperativ interagierende Automobile* der Deutschen Forschungsgemeinschaft gefördert.

Literatur

- [1] K. Bengler, K. Dietmayer, B. Färber, M. Maurer, C. Stiller, and H. Winner, “Three decades of driver assistance systems: Review and future perspectives,” *IEEE Intell. Transp. Syst. Mag.*, vol. 6, no. 4, pp. 6–22, 2014.
- [2] SAE, “Taxonomy and Definitions for Terms Related to On-Road Motor Vehicle Automated Driving Systems,” J3016, SAE International Standard, 2014.
- [3] Ö. Ş. Taş, F. Kuhnt, J. M. Zöllner, and C. Stiller, “Functional System Architectures towards Fully Automated Driving,” in *Proceedings of the IEEE Intelligent Vehicle Symposium (IV)*, Gothenburg, Sweden, June 2016.
- [4] D. Swaroop and J. Hedrick, “String stability of interconnected systems,” *IEEE transactions on automatic control*, vol. 41, no. 3, pp. 349–357, 1996.

- [5] S. Kato, S. Tsugawa, K. Tokuda, T. Matsui, and H. Fujii, "Vehicle control algorithms for cooperative driving with automated vehicles and intervehicle communications," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 3, no. 3, pp. 155–161, 2002.
- [6] C. Stiller, G. Farber, and S. Kammel, "Cooperative cognitive automobiles," in *2007 IEEE Intelligent Vehicles Symposium*. IEEE, 2007, pp. 215–220.
- [7] L. Chen and C. Englund, "Cooperative ITS—EU standards to accelerate cooperative mobility," in *2014 International Conference on Connected Vehicles and Expo (ICCVE)*. IEEE, 2014, pp. 681–686.
- [8] E. van Nunen, M. R. Kwakkernaat, J. Ploeg, and B. D. Netten, "Cooperative competition for future mobility," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 13, no. 3, pp. 1018–1025, 2012.
- [9] A. Geiger, M. Lauer, F. Moosmann, B. Ranft, H. Rapp, C. Stiller, and J. Ziegler, "Team AnnieWAY's entry to the 2011 Grand Cooperative Driving challenge," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 13, no. 3, pp. 1008–1017, 2012.
- [10] L. Guvenc, I. M. C. Uyan, K. Kahraman, R. Karaahmetoglu, I. Altay, M. Senturk, M. T. Emirler, A. E. H. Karci, B. A. Guvenc, E. Altug *et al.*, "Cooperative adaptive cruise control implementation of team mekar at the grand cooperative driving challenge," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 13, no. 3, pp. 1062–1074, 2012.
- [11] C. Englund, L. Chen, J. Ploeg, E. Semsar-Kazerooni, A. Voronov, H. H. Bengtsson, and J. Didoff, "The grand cooperative driving challenge 2016: boosting the introduction of cooperative automated vehicles," *IEEE Wireless Communications*, vol. 23, no. 4, pp. 146–152, 2016.
- [12] Ö. S. Tas, N. O. Salscheider, F. Poggenhans, S. Wirges, C. Bandera, M. R. Zofka, T. Strauss, J. M. Zöllner, and C. Stiller, "Making Bertha Cooperate - Team AnnieWAY's Entry to the 2016 Grand Cooperative Driving Challenge," *IEEE Trans. Intell. Transp. Syst.*, November 2017, submitted.

- [13] S. Ulbrich, S. Grossjohann, C. Appelt, K. Homeier, J. Rieken, and M. Maurer, "Structuring Cooperative Behavior Planning Implementations for Automated Driving," in *2015 IEEE 18th International Conference on Intelligent Transportation Systems*. IEEE, 2015, pp. 2159–2165.
- [14] O. Sawade and I. Radusch, "Survey and Classification of Cooperative Automated Driver Assistance Systems," in *Vehicular Technology Conference (VTC Fall), 2015 IEEE 82nd*. IEEE, 2015, pp. 1–5.
- [15] D. González, J. Pérez, V. Milanés, and F. Nashashibi, "A Review of Motion Planning Techniques for Automated Vehicles," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 17, no. 4, pp. 1135–1145, 2016.
- [16] B. Paden, M. Čáp, S. Z. Yong, D. Yershov, and E. Frazzoli, "A Survey of Motion Planning and Control Techniques for Self-Driving Urban Vehicles," *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, vol. 1, no. 1, pp. 33–55, March 2016.
- [17] L. Chen and C. Englund, "Cooperative Intersection Management: A survey," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 17, no. 2, pp. 570–586, 2016.
- [18] D. Bevly, X. Cao, M. Gordon, G. Ozbilgin, D. Kari, B. Nelson, J. Woodruff, M. Barth, C. Murray, A. Kurt *et al.*, "Lane Change and Merge Maneuvers for Connected and Automated Vehicles: A Survey," *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, vol. 1, no. 1, pp. 105–120, 2016.
- [19] M. Düring and P. Pascheka, "Cooperative decentralized decision making for conflict resolution among autonomous agents," in *2014 IEEE International Symposium on Innovations in Intelligent Systems and Applications (INISTA) Proceedings*, pp. 154–161.
- [20] W. H. Pfeifer, Ed., *Etymologisches Wörterbuch des Deutschen*, ser. dtv ; 32511. München: Dt. Taschenbuch-Verl., 2005.
- [21] J. Ziegler, P. Bender, M. Schreiber, H. Lategahn, T. Strauss, C. Stiller, T. Dang, U. Franke, N. Appenrodt, C. G. Keller, E. Kaus, R. G. Herrtwich, C. Rabe, D. Pfeiffer, F. Lindner, F. Stein, F. Erbs, M. Enzweiler, C. Knoppel, J. Hipp, M. Haueis,

- M. Trepte, C. Brenk, A. Tamke, M. Ghanaat, M. Braun, A. Joos, H. Fritz, H. Mock, M. Hein, and E. Zeeb, “Making Bertha Drive – An Autonomous Journey on a Historic Route,” *IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine*, vol. 6, no. 2, pp. 8–20, Summer 2014.
- [22] F. Kunz, D. Nuss, J. Wiest, H. Deusch, S. Reuter, F. Gritschneider, A. Scheel, M. Stübler, M. Bach, P. Hatzelmann, C. Wild, and K. Dietmayer, “Autonomous driving at Ulm University: A modular, robust, and sensor-independent fusion approach,” in *2015 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, Jun. 2015, pp. 666–673.
- [23] M. Bahram, A. Lawitzky, J. Friedrichs, M. Aeberhard, and D. Wollherr, “A Game-Theoretic Approach to Replanning-Aware Interactive Scene Prediction and Planning,” vol. 65, no. 6, pp. 3981–3992.
- [24] R. Matthaei and M. Maurer, “Autonomous driving – a top-down-approach,” *at - Automatisierungstechnik*, vol. 63, no. 3, pp. 155–167, 2015.
- [25] F. Damerow and J. Eggert, “Risk-Aversive Behavior Planning under Multiple Situations with Uncertainty,” in *2015 IEEE 18th International Conference on Intelligent Transportation Systems*, pp. 656–663.
- [26] A. Geiger, P. Lenz, and R. Urtasun, “Are we ready for Autonomous Driving? The KITTI Vision Benchmark Suite,” in *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2012.
- [27] M. Cordts, M. Omran, S. Ramos, T. Rehfeld, M. Enzweiler, R. Benenson, U. Franke, S. Roth, and B. Schiele, “The Cityscapes Dataset for Semantic Urban Scene Understanding,” in *Proc. of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2016.
- [28] M. Quigley, K. Conley, B. Gerkey, J. Faust, T. Foote, J. Leibs, R. Wheeler, and A. Y. Ng, “ROS: an open-source Robot Operating System,” in *ICRA workshop on open source software*, vol. 3, no. 3.2. Kobe, Japan, 2009.
- [29] A.-M. Hellmund, S. Wirges, Ö. Ş. Taş, C. Bandera, and N. O. Salscheider, “Robot Operating System: A Modular Software Framework for Automated Driving,” in *Proceedings of the IEEE Intel-*

ligent Transportation Systems Conference (ITSC), Rio de Janeiro, Brazil, November 2016.

- [30] T. Lorenz, M. Baumann, K. Jaschke, and F. Koster, “A Modular and Scalable Application Platform for Testing and Evaluating Its Components,” in *2011 20th IEEE International Workshops on Enabling Technologies: Infrastructure for Collaborative Enterprises (WETICE)*, Jun. 2011, pp. 199–204.