

Evaluation einer taktischen Verhaltensentscheidungsfindung für Fahrstreifenwechsel beim vollautomatisierten Fahren in Städten

Simon Ulbrich* und Markus Maurer†

Zusammenfassung: Im Rahmen des Stadtpilot-Projekts wurden bereits einige Aspekte des vollautomatisierten Fahrens in urbanen Räumen erfolgreich demonstriert. Diese Veröffentlichung adressiert speziell die Erprobung und Evaluation der Algorithmen der Autoren zur taktischen Verhaltensentscheidungsfindung für Fahrstreifenwechsel beim Fahren in urbanen Räumen. Um die Unsicherheit der Umfelderkennung adäquat bei der Entscheidungsfindung berücksichtigen zu können, wird ein partiell beobachtbarer Markov-Entscheidungsprozess in einem zweistufigen Verfahren aus Vorverarbeitung und Entscheidungsfindung eingesetzt. Es werden die Ergebnisse einer Evaluation auf dem Testgelände wie auch im realen Straßenverkehr präsentiert und Metriken zur Bewertung eingeführt und angewandt.

Schlüsselwörter: Fahrstreifenwechsel, Entscheidungsfindung, taktisch, POMDP

1 Einleitung

Innerhalb der letzten zwanzig Jahre und insbesondere nach den DARPA Grand Challenges hat sich das vollautomatisierte Fahren zum Forschungsgegenstand vieler Teams weltweit entwickelt. Nach der Teilnahme des Teams der TU Braunschweig an der DARPA Urban Challenge in 2007 [1], hat sich das Team im Rahmen des Stadtpilot-Projekts das vollautomatisierte Fahren in urbanen Räumen als neuen Fokus gesucht. Ziel des Stadtpilot-Projekts ist das vollautomatisierte Fahren auf Braunschweigs Innenstadtring. Erste Erfolge wurden hierbei bereits erreicht und der Öffentlichkeit demonstriert [2]. In einer vorausgegangen Veröffentlichung [3] wurde bereits das Grundkonzept zur probabilistischen Entscheidungsfindung mittels POMDPs gezeigt. Im Rahmen dieses Papers soll insbesondere auf die Evaluation und Erprobung dieser Ansätze eingegangen werden.

Das Handhaben von Unsicherheiten in der Wahrnehmung von Umfeldobjekten und der darauf aufbauenden Entscheidungsfindung ist eine der zentralen Herausforderungen für das vollautomatisierte Fahren im öffentlichen Straßenverkehr. Eine typische Form der Repräsentation dieser Unsicherheiten sind z.B. Kovarianzmatrizen aus einer Kalmanfilterbasierten Objektverfolgung. Zusätzlich bestehen Unsicherheiten in der Ego-Lokalisierung,

*Simon Ulbrich ist wissenschaftlicher Mitarbeiter am Institut für Regelungstechnik der TU Braunschweig, Hans-Sommer-Str. 66, 38106 Braunschweig (e-mail: ulbrich@ifr.ing.tu-bs.de).

†Markus Maurer ist Leiter des Instituts für Regelungstechnik der TU Braunschweig, Hans-Sommer-Str. 66, 38106 Braunschweig (e-mail: maurer@ifr.ing.tu-bs.de).

der Fahrstreifenerkennung, oder der Objekt-zu-Fahrstreifenzuordnung. Speziell in urbanen Räumen kommt hierzu noch die Unsicherheit über die Intentionen und Verhaltensweisen der anderen Verkehrsteilnehmer hinzu. Gerade in der Stadt bestehen oft eine Vielzahl an Handlungsalternativen und Verkehrsteilnehmer überdenken ihr eigenes Handeln häufig, um unerwartete Änderungen der Situation adäquat zu berücksichtigen. Mittels eines probabilistischen, vorausplanenden Entscheidungsverfahrens ist es möglich harte Entscheidungen erst möglichst spät in der Datenverarbeitungskette zu treffen. In dieser Veröffentlichung präsentieren die Autoren Metriken zur Evaluation einer solchen Entscheidungsfindung.

Diese Veröffentlichung gliedert sich wie folgt: Zunächst wird der Aspekt der taktischen Verhaltensentscheidungsfindung von übrigen Aufgaben abgegrenzt, Anforderungen an selbige definiert und in anderen Veröffentlichungen genutzte Evaluationsmetriken präsentiert. Nach einer kurzen Wiederholung der Theorie von Markov-Entscheidungsprozessen wird der von den Autoren gewählte zweistufige Ansatz skizziert. Besonderer Fokus wird in dieser Veröffentlichung auf die Evaluation der Ansätze in Kapitel 4 gelegt. Kapitel 6 rundet diese Veröffentlichung ab und zeigt zukünftige Forschungsrichtungen auf.

2 Hintergrund

2.1 Taktische Verhaltensentscheidungsfindung als Teil der gesamten Fahraufgabe

Nach Donges [4] und Maurer [5] lässt sich die Fahraufgabe in verschiedene Hierarchieebenen gliedern. Donges führte eine Klassifikation in Navigationsaufgaben (strategische Ebene), Führungsaufgaben (taktische Ebene) und Stabilisierungsaufgaben (Operationelle Ebene) ein. Abbildung 1 veranschaulicht das Zusammenspiel der unterschiedlichen Ebenen der Entscheidungsfindung für einen Fahrstreifenwechsel. Alle diese Ebenen sind zur erfolgreichen Ausführung eines Fahrstreifenwechsels notwendig. In dieser Veröffentlichung liegt der Fokus auf der taktischen Ebene. In Ulbrich et al. [3] werden auch die Aufgaben auf den übrigen Ebenen diskutiert.

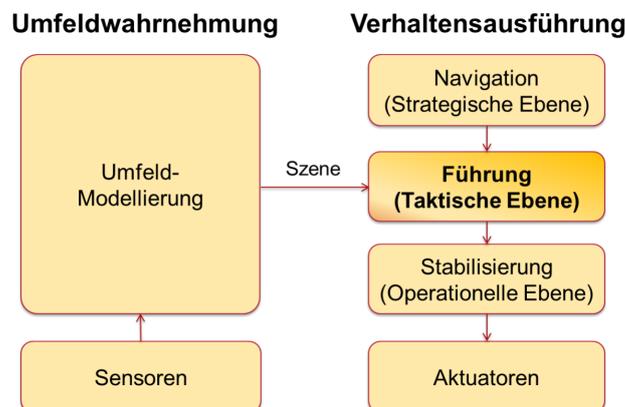


Abbildung 1: Taktische Verhaltensentscheidungsfindung als Teilproblem der gesamten Fahraufgabe

2.2 Evaluation taktischer Verhaltensentscheidungsfindungen für Fahrstreifenwechsel

Abbildung 2 zeigt eine typische Entscheidungssituation für Fahrstreifenwechsel in städtischen Umgebungen. Ob ein Fahrstreifenwechsel *möglich* ist, ergibt sich aus den relativen Distanzen, Geschwindigkeiten und Beschleunigungen der umgebenden Verkehrsteilnehmer. Ob ein Fahrstreifenwechsel *vorteilhaft* ist, ist abhängig vom Straßennetzwerk und dem Verhalten der übrigen Verkehrsteilnehmer. Eine Verhaltensentscheidungsfindung für Fahrstreifenwechsel sollte möglichst schnell, konsistent, vorausschauend und vorhersagbar sein. Eine ausführlichere Diskussion dieser Anforderungen findet sich in Ulbrich et al. [3].

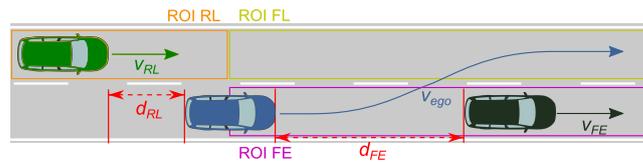


Abbildung 2: Typisches Szenario eines Fahrstreifenwechsels mit zwei dynamischen Objekten und drei Regions of Interest (ROI) hinten links (RL), vorne links (FL) und vorne im Ego-Fahrstreifen (FE)

In der vorangegangenen Veröffentlichung [3] haben die Autoren bereits ein umfassendes Literaturreview zu den von anderen Gruppen eingesetzten Verfahren zur (taktischen) Entscheidungsfindung gemacht. Daher wird an dieser Stelle auf eine ausführliche Diskussion verzichtet. Taktische Verhaltensentscheidungen zu Fahrstreifenwechseln wurden bereits in einigen anderen Veröffentlichungen evaluiert. So evaluierten Naranjo et al. [7] das Überholen eines stehenden und eines fahrenden Fremdfahrzeugs. In beiden Fällen wurde jedoch einzig ein zu überholendes Fahrzeug ohne umgebenden Fremdverkehr betrachtet. Schubert et al. [8] berichten von einer Evaluation ihres Ansatzes zur Fahrstreifenwechselentscheidung im Versuchsträger. Bei ihren Ansätzen werden Objekte in allen Regionen um das Fahrzeug berücksichtigt, jedoch wird in der Evaluation nur eine exemplarische Szene präsentiert. Metriken zum Messen und Vergleichen der Entscheidungsperformanz werden nicht gegeben. Wei et al. [9] evaluieren ihren Entscheidungsfindungsalgorithmus für Fahrstreifenwechsel auf einer simulierten Teststrecke. Sie messen die Zeit bis zum Erreichen des Fahrziels und zählen die Anzahl an durchgeführten Fahrstreifenwechsel. Eine niedrigere Anzahl ist für Wei et al. ein Maß für eine höhere Entscheidungskonsistenz. Brechtel et al. [10] evaluieren ihren Ansatz zum Fahrstreifenwechsel-Entscheidung ebenfalls in einer Simulation. Sie fokussieren ihre Evaluation auf die Präsentation der sich ergebenden Aktionen in einer mehrdimensionalen Zustandsraumdarstellung der Szene. Spezielle Bewertungsmetriken werden nicht eingeführt oder verwendet.

2.3 MDPs und POMDPs

Markov-Entscheidungsprobleme (engl. Markov decision processes, MDPs) sind ein allgemeines Framework zur Modellierung von Entscheidungs- und Planungsproblemen. Das Ausführen einer Folge von Aktionen $u \in U$ für ein System im Systemzustand $x \in X$ wird als Ausführen einer Politik $\pi : x \rightarrow u$ bezeichnet. Das Ziel eines solchen Planungsproblems

ist das Finden einer nach einem gegebenen Kostenfunktional optimalen Folge von Aktionen π^* , welche die erwartete Belohnung R_T über einen Planungshorizont T maximieren, indem die Belohnungen r_τ in jedem Zeitschritt τ mit γ diskontiert werden:

$$R_T = E\left[\sum_{\tau=0}^T \gamma^\tau * r_\tau\right] \quad (1)$$

Für reale Anwendungen ist der wahre Systemzustand jedoch häufig nicht komplett beobachtbar. Partiiell beobachtbare Markov-Entscheidungsprozesse greifen die Idee hinter einem Verborgenen Markov-Modell (engl. Hidden Markov Model) auf und repräsentieren die Unsicherheit über einen wahren Systemzustand in Form eines Zustandsglaubens bzw. Zustandsvertrauens (engl. belief) $bel(x_t)$ an einen Systemzustand x_t zum Zeitpunkt t .

POMDPs werden aufgrund ihrer Komplexität nur selten in Anwendungsfällen eingesetzt, bei denen eine schnelle Berechenbarkeit notwendig ist. Für die Anwendbarkeit von POMDPs auf reale Entscheidungsprobleme wurde eine Vielzahl von Approximationsverfahren entwickelt.

3 Umsetzung

In Abbildung 3 wird der in Quelle [3] im Detail diskutierte zweistufige Entscheidungsalgorithmus skizziert. Die in der Umfeldwahrnehmung erkannte Szene wird um die in der strategischen Ebene geplanten Missionsziele des Fahrzeugs zur aktuellen Situation erweitert. Um die Komplexität der hoch-dimensionalen Situation für den Entscheidungsprozess zu vereinfachen wird ein Signalverarbeitungsnetzwerk vor den eigentlichen Entscheidungsprozess vorgeschaltet. Dieses bewertet die Situation bezüglich der Frage, ob ein Fahrstreifenwechsel möglich ist und ob selbiger vorteilhaft ist. Auf diesem nun vereinfachten, weiter abstrahierten Zustandsraum wird ein Markov-Entscheidungsprozess gerechnet. Dieser wählt dann immer wieder, für jede neue Situation in der derzeitigen Implementierung alle 100 ms eine neue, nach einem Kostenfunktional optimale Aktion aus. Diese wird dann an die Trajektorienplanung übergeben, um eine konkrete Trajektorie für das gewünschte Manöver zu berechnen.



Abbildung 3: Genereller Ablauf des zweistufigen Entscheidungsprozesses: Ein Signalverarbeitungsnetzwerk vereinfacht die Komplexität des Zustandsraumes, ein POMDP-Entscheidungsprozess wählt die nach dem Kostenfunktional optimalen Aktion aus

Als Markov-Entscheidungsprozess wird eine Modellierung mit partieller Beobachtbarkeit der Zustandsgrößen (POMDP) gewählt. Um selbige hinreichend schnell (z.B.

$\leq 100 \text{ ms}$ Zykluszeit) zu berechnen, ist es notwendig Approximationsverfahren einzusetzen. Im Rahmen dieser Veröffentlichung wird eine Variante des von Paquet et al. [12] vorgestellten „Real-Time Belief Space Search“-Ansatzes eingesetzt. Analog zu Ross et al. [13] wird eine obere und untere Grenze für die Wert-Funktion $V^*(x)$ bestimmt und die Suche einer möglichst optimalen Folge von Aktionen im Belief-Baum der aus den Aktionen folgenden, zukünftigen Beliefs per Branch-and-Bound-Suche (Verzweigen-und-Begrenzen-Suche) effizienter gestaltet. Details des gewählten Ansatzes und deren konkrete Umsetzung für das Fahrstreifenwechsel-Entscheidungsproblem können Quelle [3] entnommen werden.

4 Evaluation

Die Evaluation der Verhaltensentscheidungsfindungs-Algorithmen für Fahrstreifenwechsel gliedert sich in drei Aspekte: Zunächst wird per Simulation die korrekte Funktionsweise der Algorithmen überprüft. Dann werden besonders kritische Situationen auf einem Testgelände speziell nachgestellt und analysiert. Zuletzt werden die Algorithmen beim automatisierten Fahren in der Stadt selbst evaluiert.

4.1 Evaluation in der Simulation

Als erster Schritt wird die generelle Funktionsfähigkeit der Algorithmen in Virtual Test Drive (VTD)¹ simuliert. Hierfür wurde eine hoch genaue Straßenkarte in eine OpenDrive-kompatible Straßenkarte für VTD umgewandelt und aus VTD eine Pose des Ego-Fahrzeugs in die Stadtpilot-Algorithmen gegeben. Ebenso werden in VTD simulierte Umfeldobjekte mit virtuellen Sensoren ausgelesen und als Sensorobjekte in die Stadtpilot-Algorithmen gegeben. Steuergrößen, wie der Lenkwinkel oder die Längsbeschleunigung werden genutzt, um mit einem einfachen Fahrzeugmodell einen neuen Ort zu berechnen, an dem das Ego-Fahrzeug im nächsten Zeitschritt im VTD gesetzt werden soll. Aus Platzgründen wird hier auf eine ausführlichere Diskussion verzichtet. Sie wird jedoch in einer späteren Veröffentlichung nachgeholt werden.

4.2 Ausführen eines Fahrstreifenwechsels

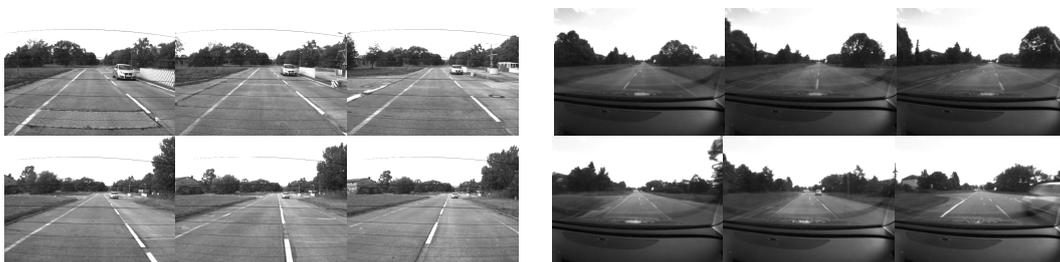


Abbildung 4: Videostream der Rück- (links) und Frontkamera (rechts) beim Ausführen eines Fahrstreifenwechsels mit einem Verkehrsteilnehmer auf dem Nachbarfahrstreifen

Abbildung 4 zeigt das Durchführen eines Fahrstreifenwechsels gemäß Abbildung 2. Das Ego-Fahrzeug fährt auf dem rechten, ein Fremdfahrzeug fährt auf dem linken Fahr-

¹www.vires.com

streifen hinter dem Ego-Fahrzeug auf einer zweispurigen Straße. Das Fremdfahrzeug auf dem rechten Nachbarfahrstreifen fährt langsamer als das Ego-Fahrzeug, daher vergrößert sich der Abstand zu dem Fremdfahrzeug auf dem Nachbarfahrstreifen. Abbildung 5 zeigt das Votum des Signalverarbeitungsnetzwerks, den internen POMDP-Belief, die POMDP-Aktionsentscheidung und das Votum eines menschlichen Experten, ob ein Fahrstreifenwechsel zum aktuellen Zeitpunkt möglich ist. Das Votum des Signalverarbeitungsnetzwerks und des Menschen, dass ein Fahrstreifenwechsel möglich sei, steigt ab $t = 31.4\text{ s}$. Ebenso steigt der Belief (Zustandsvertrauen) des POMDPs und bei $t = 31.9\text{ s}$ ist das Vertrauen des POMDP hoch genug, als dass die Belohnung einen Fahrstreifenwechsel durchzuführen die Bestrafung durch mögliche Restkollisionswahrscheinlichkeiten überwiegt. Die Trajektorienplanung wird angetriggert eine Fahrstreifenwechseltrajektorie auf den Nachbarfahrstreifen zu planen. Zum Zeitpunkt $t = 35.8\text{ s}$ überquert die Fahrzeugmitte des Ego-Fahrzeugs die Mittellinie zwischen den beiden Fahrstreifen. Der Ego-Fahrstreifen ist nun der linke Fahrstreifen, der Nachbarfahrstreifen ist rechts. In den letzten beiden Bildern der Frontkamera in Abbildung 4 ist ein auf dem linken Fahrstreifen stehendes Fremdfahrzeug zu erkennen (das schwarze Fahrzeug „FE“ in Abbildung 2). Dieses hat das Ego-Fahrzeug ursprünglich zu dem gerade durchgeführten Fahrstreifenwechsel motiviert. Nach dem Durchführen des Fahrstreifenwechsels wird nun dieses ehemalige „FE“-Fahrzeug zu einem auf dem Nachbarfahrstreifen stehendem Fremdfahrzeug, auf welches das Ego-Fahrzeug schnell aufschließt. Daher sinkt sowohl das „Fahrstreifenwechsel-möglich“-Votum des menschlichen Experten, wie auch des Signalverarbeitungsnetzwerks und des POMDPs ab $t = 39\text{ s}$ wieder ab. Die Ausreißer in der Kurve des Signalverarbeitungsnetzwerks entstehen durch Abrisse/Fehlziele des Objekttrackings im verwendeten Lidar-Sensorsetup.

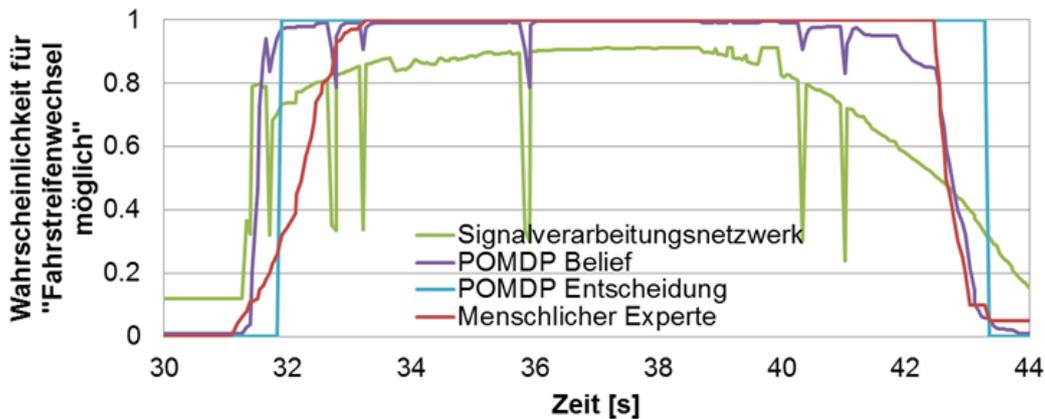


Abbildung 5: Zeitlicher Verlauf für ein „Fahrstreifenwechsel möglich“-Votum aus einem Signalverarbeitungsnetzwerk, der POMDP-Belief, die gewählte POMDP-Aktion und als Referenz das Votum eines menschlichen Experten

4.3 Abbrechen eines Fahrstreifenwechsels

Abbildung 6 zeigt das Abbrechen bzw. Überdenken eines Fahrstreifenwechsels gemäß Abbildung 2. Das Ego-Fahrzeug fährt auf dem rechten, ein Fremdfahrzeug fährt auf dem linken Fahrstreifen hinter dem Ego-Fahrzeug. Zunächst ist eine ausreichend große Lücke



Abbildung 6: Videostream der Rück- (links) und Frontkamera (rechts) beim Abbrechen eines Fahrstreifenwechsels mit einem Verkehrsteilnehmer auf dem Nachbarfahrstreifen

vorhanden, so dass gemäß Abbildung 7 ein Fahrstreifenwechsel gemäß des Votums eines menschlichen Experten wie auch dem Votum des POMDPs und dem Signalverarbeitungsnetzwerk möglich ist. Um das Abbrechen eines Fahrstreifenwechsels untersuchen zu können, wird dieser in der taktischen Ebene entschieden, jedoch vom Normalbetrieb abweichend nicht an die Trajektorienplanung übergeben, so dass kein Querversatz zum Fahrstreifen aufgebaut wird. Bei Zeitschritt $t = 44 \text{ s}$ beschleunigt das Fahrzeug auf dem Nachbarfahrstreifen, so dass ein Fahrstreifenwechsel nicht mehr gefahrlos möglich ist. Das Votum, des menschlichen Experten, dass ein Fahrstreifenwechsel noch möglich ist, sinkt. Ebenso das des POMDPs. Bei $t = 45.3 \text{ s}$ entscheidet der POMDP den Fahrstreifenwechsel abbrechen. Bei $t = 46.2 \text{ s}$ wird das Ego-Fahrzeug von dem Fremdfahrzeug überholt. Der Peak in den Kurven in Abbildung 7 resultiert aus einem kurzen Verlieren des Objekts im Objekttracking beim Überholvorgang. Ab $t = 48.5 \text{ s}$ ist das Fremdfahrzeug weit genug entfernt, so dass ein Fahrstreifenwechsel wieder eingeleitet werden kann.

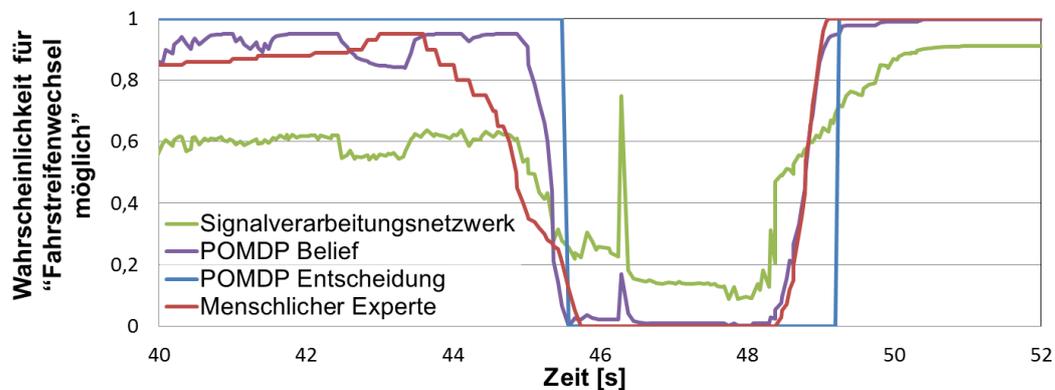


Abbildung 7: Zeitlicher Verlauf für ein „Fahrstreifenwechsel möglich“-Votum aus einem Signalverarbeitungsnetzwerk, der POMDP-Belief, die gewählte POMDP-Aktion und als Referenz das Votum eines menschlichen Experten

5 Evaluation in Straßenverkehr

Nachdem die korrekte Funktionsweise der Algorithmen in einigen ausgewählten Szenarien gezeigt werden konnte, wurde der komplette Freigabeprozess durchlaufen, um die Algorithmen auch im realen Straßenverkehr einzusetzen. Verglichen mit dem Fahren im

eigenen Fahrstreifen sind Fahrstreifenwechsel deutlich risikobehaftetere Manöver, wenn diese vom automatisiert fahrenden Fahrzeug komplett selbst entschieden werden. Denn, um eine angeplante Lücke tatsächlich zu treffen, steht häufig nur wenig Zeit zum Übersteuern/Abbrechen eines Fahrstreifenwechsels zur Verfügung, sobald dieser einmal begonnen wurde. Daher werden derzeit die Fahrstreifenwechsel dem Sicherheitsfahrer per Sprachausgabe angekündigt und es wird mit der Durchführung der Fahrstreifenwechsel abgewartet, bis der Sicherheitsfahrer diese bestätigt hat.



Abbildung 8: Zur Evaluation genutzter Streckenabschnitt in Braunschweigs Innenstadt

Für diese Veröffentlichung bestehen nicht die Ressourcen zur Durchführung einer umfassenden Feldstudie zur Akzeptanz des Fahrgefühls bei Fahrstreifenwechseln. Daher wird diese Evaluation auf technische Metriken der Zustandsschätzung beschränkt, anstatt auch die adäquate Aktionsauswahl und das Fahrgefühl mit zu evaluieren. Die Evaluation wurde somit in der Art durchgeführt, als dass die Zustandsschätzung - ob ein Fahrstreifenwechsel möglich ist - betrachtet wird, nicht jedoch der Fahrstreifenwechsel wirklich ausgeführt wird. Dazu wurden die Sensorrohdaten wie auch die Ergebnisse des Entscheidungsalgorithmus aufgezeichnet. Als Grundwahrheit (engl. Ground Truth), ob ein Fahrstreifenwechsel in einer gegebenen Situation möglich ist, wurden die Aufzeichnungen manuell durch Beurteilen der Situation auf einer Skala zwischen 0 und 1 im Videostream gelabelt.

Tabelle 1: Evaluation der absoluten Entscheidungsgüte gegenüber der angenommenen Grundwahrheit eines Menschen als Situationsbewerter durch Pearson Korrelation und normalisierte Transinformation

Methode	Pearson Korrelation	normierte Transinformation
Signalverarbeitungsnetzwerk alleine	0.876	0.38
Gefiltertes Signalverarbeitungsnetzwerk	0.884	0.39
POMDP	0.889	0.48

Zur Evaluation wurde der in Abbildung 8 gezeigte, bereits in Saust et al. [2] vorgestellte Abschnitt des Braunschweiger Stadtrings genutzt. Es wurde angenommen, dass ein Fahrstreifenwechsel zu jeder Zeit erwünscht/notwendig ist. Situationen in denen ein Fahrstreifenwechsel nicht sinnvoll wäre, z.B. während des 180°-Wendemanövers wurden ausgeschlossen. Insgesamt wurde eine Sequenz von 300 Sekunden Fahrt im Innenstadtverkehr zur Evaluation genutzt.

In einer vorhergehenden Veröffentlichung [3] wurde bereits eine Entscheidungsgüte-Evaluation mittels Receiver-Operator-Kurven (ROC), linearer Pearson-Korrelationen und normalisierter Transinformation präsentiert. Nachdem ROC-Kurven jedoch von binären

Entscheidungssituationen ausgehen und Fahrstreifenwechselentscheidungen zumeist eher graduelle Entscheidungen sind und zugleich sich eine Einschränkung auf lineare Korrelationen aus der Problemstellung nicht motivieren lässt, halten die Autoren eine Evaluation mittels der auf Shannon basierenden normalisierten Transinformation zwischen der Zustandsschätzung der Algorithmen X und den gelabelten Grundwahrheitsdaten Y für am sinnvollsten. In der vorausgegangenen Veröffentlichung [3] konnte nach Tabelle 1 gezeigt werden, dass der POMDP-basierte Ansatz deutlich besser mit dem Grundwahrheitsvotum übereinstimmt, als wenn nur das Signalverarbeitungsnetzwerk alleine eingesetzt wird. Gegenüber dem per Tiefpassfilter geglättetem Ergebnis der Entscheidungsfindung zeigt der Pearson-Koeffizient eine kaum bessere Entscheidungsqualität des POMDPs, die normalisierte Transinformation deutet sogar auf eine gewisse Verbesserung der Entscheidungsgüte.

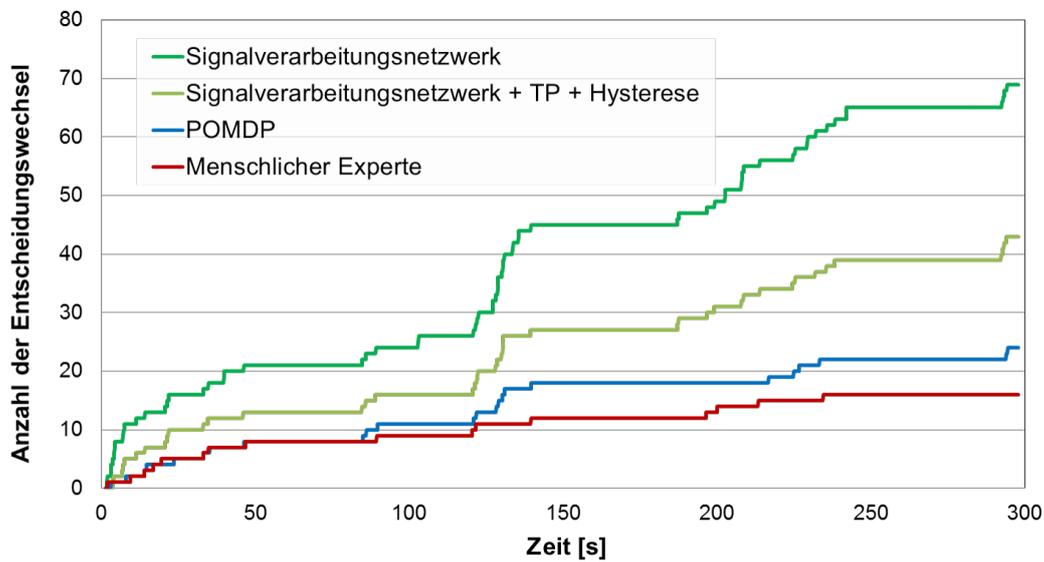


Abbildung 9: Anzahl der Entscheidungsänderungen über die Zeit vom Signalverarbeitungsnetzwerk, dem gefilterten und per Hysterese konsistenter gemachten Ergebnisses des Signalverarbeitungsnetzwerks und der POMDP-basierten Entscheidungsfindung gegenüber der eines Menschen

Bereits in Abschnitt 2.2 wurde die Entscheidungskonsistenz als wichtiges Kriterium genannt. Abbildung 9 zeigt die Anzahl der Entscheidungsänderungen über die Zeit beim Fahren im urbanen Straßenverkehr. Es werden die Anzahl der Entscheidungswechsel des Signalverarbeitungsnetzwerks alleine, des gefilterten und per Hysterese konsistenter gemachten Ergebnisses des Signalverarbeitungsnetzwerks und die Ergebnisse des POMDP-Ansatzes mit der Entscheidungskonsistenz eines Menschen verglichen. Abbildung 9 zeigt, dass die Verkehrssituationen 16 Wechsel des Votums, ob gerade noch ein Fahrstreifenwechsel durchgeführt werden kann, notwendig machte. Obwohl das Signalverarbeitungsnetzwerk alleine zwar bereits eine akzeptable absolute Entscheidungsgüte zeigte, hat es dennoch viermal so viele Entscheidungswechsel gegenüber einem Menschen benötigt. Wird das Ergebnis des Signalverarbeitungsnetzwerks per Tiefpassfilter und Hysterese geglättet, so steigt die Konsistenz der Fahrstreifenwechselentscheidungen. Insgesamt hat der POMDP-

basierte Ansatz eine dem Menschen am nächsten kommende Konsistenz der Entscheidung zeigen können, bei gleichzeitig hoher absoluter Entscheidungsgüte.

6 Zusammenfassung

Diese Veröffentlichung präsentiert eine ausführliche Evaluation der Algorithmen der Autoren zur Verhaltensentscheidungsfindung für Fahrstreifenwechsel. Hierfür wurden die verschiedenen Stufen der Evaluation vorgestellt. Nach einer simulativen Evaluation wurden ausgewählte Situationen mit realen Fahrzeugen auf einem Testgelände nachgestellt. Es konnte die korrekte Funktionsweise der Algorithmen sowohl beim Durchführen als auch beim Revidieren einer Fahrstreifenwechselentscheidung gezeigt werden. Daran anschließend wurde eine Evaluation der Ergebnisse im realen, urbanen Straßenverkehr gezeigt. Hierbei konnte eine deutlich höhere Konsistenz der Entscheidungen bei einem gleichbleibend hohen bzw. sogar leicht besserem Grad an Entscheidungsgüte gezeigt werden. Die gewonnene Konsistenz wird mit dem Nachteil einer deutlich höheren Rechen-, Modellierungs- und Parametrisierungskomplexität des POMDP-basierten Ansatzes gegenüber einem einfachen, nicht vorausplanenden, reaktiven Ansatzes erkauft. Im Rahmen der Evaluation konnte jedoch gezeigt werden, dass durch Approximationen und das zweistufige Vorgehen eine für den Praxiseinsatz geeignete Lösung gefunden werden kann.

Im Rahmen dieser Veröffentlichung wurde kein spezieller Schwerpunkt auf Driver-in-the-loop Szenarien gelegt. Zum Transfer der Ansätze in den Bereich der Fahrerassistenzsysteme ist die Mensch-Maschine-Interaktion jedoch besonders essenziell. Die hier erprobten, vorausplanenden Ansätze lassen sich jedoch besonders gut in diese Richtung erweitern, indem zusätzliche Zustände wie „Fahrstreifenwechsel vorbereiten“ oder „Fahrstreifenwechsel an Fahrer vorschlagen“ eingeführt werden. Insbesondere für die Mensch-Maschine-Interaktion ist auch bei der Information des Fahrers die mit den hier gezeigten Algorithmen gewonnene Entscheidungskonsistenz von zentraler Bedeutung.

Danksagung

Die Autoren danken dem *Stadtpilot* Team, namentlich Dr. Bernd Lichte, Tobias Nothdurft, Falko Saust, Andreas Reschka, Sebastian Ohl, Fabian Schuldt, Jaebum Choi, Jens Rieken, Richard Matthaei und Sven Böhme für Ihre Unterstützung beim Verbessern von Hard- und Software des Forschungsfahrzeugs „Leonie“ und für das Investieren von Tagen und Wochen auf dem Testgelände und im öffentlichen Straßenverkehr. Richard Matthaei sei für die konstruktiven Diskussionen zur Fahrzeugarchitektur in Kapitel 2.1 gedankt; Fabian Schuldt für einen maßgeblichen Teil der Virtual-Test-Drive-Implementierung.

Literatur

- [1] Rauskolb, F. W., Berger, K., Lipski, C. et al.: „Caroline: An autonomously driving vehicle for urban environments,“ in: *Journal of Field Robotics*, vol. 25 (9), S. 674-724, 2008.

- [2] Saust, F., Wille, J.M., Lichte, B., Maurer, M.: „Autonomous Vehicle Guidance on Braunschweig’s inner ring road within the Stadtpilot Project,“ in: *Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, Baden-Baden, Germany, S. 169-174, Juni 2011.
- [3] Ulbrich, S., Maurer, M.: „Probabilistic Online POMDP Decision Making for Lane Changes in Fully Automated Driving,“ in: *International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems*, The Hague, Niederlande, S. 2063-2070, Okt. 2013.
- [4] Donges, E.: „A Conceptual Framework for Active Safety in Road Traffic,“ in: *Vehicle System Dynamics*, vol. 32, no. 2-3, S. 113-128, Aug. 1999.
- [5] Maurer, M.: „Flexible Automatisierung von Straßenfahrzeugen mit Rechnersehen“, Dissertation, Universität der Bundeswehr München, München, Deutschland, 2000.
- [6] Pellkofer, M.: „Verhaltensentscheidung für autonome Fahrzeuge mit Blickrichtungssteuerung,“ Dissertation, Universität der Bundeswehr München, München, Deutschland, 2003.
- [7] Naranjo, J. E., Gonzalez, C., Garcia, R., de Pedro, T.: „Lane-Change Fuzzy Control in Autonomous Vehicles for the Overtaking Maneuver,“ in: *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 9, no. 3, S. 438-450, 2008.
- [8] Schubert, R., Schulze, K., Wanielik, G.: „Situation Assessment for Automatic Lane-Change Maneuvers,“ in: *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 11, no. 3, S. 607-616, 2010.
- [9] Wei, J., Dolan J. M., Litkouhi, B.: „A Prediction- and cost function-based algorithm for robust autonomous freeway driving,“ in: *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, San Diego, USA, S. 512-517, 2010.
- [10] Brechtel, S., Gindele, T., Dillmann, R.: „Probabilistic MDP-behavior planning for cars,“ in: *International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems*, Washington, USA, S. 1537-1542, 2011.
- [11] Thrun, S., Burgard, W., Fox, D.: *Probabilistic Robotics*, The MIT Press, Cambridge, 2005.
- [12] Paquet, S., Tobin, L., Chaib-draa, B., „An online POMDP algorithm for complex multiagent environments,“ in: *Proceedings of The fourth International Joint Conference on Autonomous Agents and Multi Agent Systems*, Utrecht, Niederlande, S. 970-977, 2005.
- [13] Ross, S., Pineau, J. Paquet, S. Chaib-draa, B.: „Online planning algorithms for POMDPs,“ in: *Journal of Artificial Intelligence Research*, vol. 32, S. 663-704, 2008.
- [14] Witten, I. H., Frank, E.: *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques*, Morgan Kaufmann, Amsterdam, S. 291, 2005.
- [15] Press, W. H., Teukolsky, S. A., Vetterling, W. T., Flannery, B. P.: *Numerical Recipes in C - The Art of Scientific Computing*, 2nd edition, Cambridge University Press, Cambridge, 1992.