

Technische Universität München

TUM School of Engineering and Design

**Bewertung kooperativer Verhaltensplanung für  
automatisierte Fahrzeuge auf Autobahnen**

Christian Thomas Knies

Vollständiger Abdruck der von der TUM School of Engineering and Design der  
Technischen Universität München zur Erlangung des akademischen Grades eines

**Doktors der Ingenieurwissenschaften**

genehmigten Dissertation.

Vorsitzende: Prof. Dr. rer. nat. Sonja Berensmeier

Prüfer der Dissertation: 1. Prof. Dr.-Ing. Markus Lienkamp  
2. Prof. Dr.-Ing. Klaus Bogenberger

Die Dissertation wurde am 14.01.2022 bei der Technischen Universität München eingereicht  
und durch die TUM School of Engineering and Design am 18.07.2022 angenommen.







# Danksagung

Die vorliegende Dissertation entstand während meiner Tätigkeit als wissenschaftlicher Mitarbeiter am Lehrstuhl für Fahrzeugtechnik der Technischen Universität München im Rahmen des Forschungsprojekts IMAGinE in den Jahren 2016 bis 2020.

Ganz besonders danke ich meinem Doktorvater Prof. Dr. Markus Lienkamp für das wertvolle Feedback über den gesamten Entstehungsprozess der Arbeit hinweg, das entgegengebrachte Vertrauen sowie das tolle Arbeitsumfeld am Lehrstuhl für Fahrzeugtechnik, an dem ich während meiner Doktorandenzeit sehr gerne gearbeitet habe.

Ebenfalls bedanken möchte ich mich bei Prof. Dr. Klaus Bogenberger für die Zweitprüfung der Arbeit und bei Prof. Dr. Sonja Berensmeier für die Übernahme des Prüfungsvorsitzes.

Des Weiteren danke ich Dr. Frank Diermeyer, der mich als Teamleiter der Gruppe für Automatisiertes Fahren zu jeder Zeit gefördert und durch zahlreiche fachliche Diskussionen unterstützt hat.

Meinen Kollegen am Lehrstuhl danke ich für die tolle gemeinsame Zeit, den offenen fachlichen Austausch sowie die unvergesslichen Doktorandenkolloquien und FTM-Veranstaltungen. Insbesondere möchte ich mich bei Jana Fank, Alexander Heilmeier, Tanja Gewalt und Natalie Richardson bedanken, mit denen ich die zahlreichen Höhen und Tiefen des Doktorandendaseins erleben durfte.

Ein weiterer Dank gilt meinen Korrekturlesern Sabrina Boger, Jan-Cedric Mertens, Jana Fank und Dr. Frank Diermeyer für Eure Mühe, Sorgfalt und die vielen hilfreichen Anregungen.

Den von mir betreuten Studenten, insbesondere Leonhard Hermansdorfer, Matthias Blum, Noemi Uslenghi und Marius Gruber, danke ich für ihren Einsatz und die Begeisterung, mit der sie zum Gelingen dieser Arbeit beigetragen haben.

Besonders danken möchte ich auch meiner Familie, die mir das Studium ermöglicht und mich in jedem Abschnitt meines Lebens bedingungslos unterstützt hat.

Der größte Dank gilt meiner Lebenspartnerin Sabrina Boger. Du hast mir in den schwierigen Phasen der Promotion die nötige Kraft gegeben, viel Verständnis entgegengebracht und den Fokus auf die schönen Dinge des Lebens gerichtet. Danke, dass Du immer an meiner Seite bist.

München, im Juli 2022

Christian Knies



# Inhaltsverzeichnis

<b>Abkürzungsverzeichnis</b> .....	<b>V</b>
<b>Formelzeichen</b> .....	<b>VII</b>
<b>1 Einleitung</b> .....	<b>1</b>
<b>2 Stand der Wissenschaft</b> .....	<b>5</b>
<b>2.1 Kooperation im Straßenverkehr</b> .....	<b>5</b>
<b>2.2 Verfahren kooperativer Verhaltensplanung</b> .....	<b>9</b>
2.2.1 Naive Suche.....	10
2.2.2 Baumsuche.....	12
2.2.3 POMDP-basierte Verfahren.....	17
2.2.4 Reinforcement Learning.....	19
2.2.5 Spieltheorie.....	21
<b>2.3 Prädiktion von Fahrverhalten in der kooperativen Verhaltensplanung</b> .....	<b>24</b>
2.3.1 Improved Intelligent Driver Model.....	24
2.3.2 MOBIL.....	25
<b>2.4 Bewertung von Kooperation im Straßenverkehr</b> .....	<b>27</b>
<b>2.5 Testsznarien für kooperative Verhaltensplanung</b> .....	<b>29</b>
<b>2.6 Bewertung V2X-basierter Funktionen</b> .....	<b>30</b>
<b>2.7 Ableitung der Fragestellung</b> .....	<b>32</b>
<b>3 Methodik</b> .....	<b>35</b>
<b>3.1 Methodischer Aufbau</b> .....	<b>35</b>
<b>3.2 Simulationsumgebung</b> .....	<b>36</b>
<b>3.3 Metrik für Kooperation im Straßenverkehr</b> .....	<b>39</b>
3.3.1 Rahmenbedingungen und Prämissen.....	39
3.3.2 Herleitung der Kostenterme.....	40
3.3.3 Wahl der Gewichtungsfaktoren.....	45
3.3.4 Berücksichtigung anderer Fahrzeuge.....	47
<b>3.4 Zentrale kooperative Verhaltensplanung</b> .....	<b>47</b>
3.4.1 Auswahl des Lösungsalgorithmus.....	47

3.4.2	Konzept .....	49
3.4.3	Umsetzung.....	53
3.4.4	Beispielszenario.....	55
<b>3.5</b>	<b>Dezentrale kooperative Verhaltensplanung .....</b>	<b>57</b>
3.5.1	Konzept .....	57
3.5.2	Umsetzung.....	60
3.5.3	Beispielszenario.....	62
<b>3.6</b>	<b>Testszenarien für kooperative Verhaltensplanung .....</b>	<b>64</b>
3.6.1	Konzept .....	64
3.6.2	Prozess .....	66
3.6.3	Datensatz .....	67
3.6.4	Beispielszenario.....	68
3.6.5	Szenarienkatalog .....	71
<b>4</b>	<b>Ergebnisse .....</b>	<b>75</b>
<b>4.1</b>	<b>Gesamtkosten .....</b>	<b>75</b>
<b>4.2</b>	<b>Szenariogruppen .....</b>	<b>76</b>
<b>4.3</b>	<b>Rollenverteilung .....</b>	<b>77</b>
<b>4.4</b>	<b>Kostenterme .....</b>	<b>78</b>
<b>4.5</b>	<b>Zeitverläufe .....</b>	<b>79</b>
<b>4.6</b>	<b>Rechenzeit .....</b>	<b>81</b>
<b>5</b>	<b>Diskussion .....</b>	<b>83</b>
<b>5.1</b>	<b>Interpretation der Ergebnisse .....</b>	<b>83</b>
5.1.1	Gesamtergebnis.....	83
5.1.2	Szenariogruppen.....	83
5.1.3	Rollenverteilung .....	86
5.1.4	Kostenterme .....	86
5.1.5	Zeitverläufe .....	87
5.1.6	Rechenzeit.....	88
5.1.7	Zusammenfassung .....	88
<b>5.2</b>	<b>Limitationen .....</b>	<b>89</b>
<b>5.3</b>	<b>Implikationen .....</b>	<b>90</b>
<b>6</b>	<b>Zusammenfassung .....</b>	<b>93</b>
	<b>Abbildungsverzeichnis.....</b>	<b>i</b>
	<b>Tabellenverzeichnis .....</b>	<b>iii</b>

<b>Literaturverzeichnis .....</b>	<b>v</b>
<b>Vorveröffentlichungsliste .....</b>	<b>xix</b>
<b>Betreute Studienarbeiten.....</b>	<b>xxi</b>
<b>Anhang .....</b>	<b>xxiii</b>



# Abkürzungsverzeichnis

ACC	Adaptive Cruise Control
BB	Depth-first Branch and Bound
CACC	Cooperative Adaptive Cruise Control
CAM	Cooperative Awareness Message
CNN	Convolutional Neural Networks
CPS	Collective Perception Service
DENM	Decentralized Environmental Notification Message
FCNN	Fully Connected Neural Networks
IDM	Intelligent Driver Model
IIDM	Improved Intelligent Driver Model
MCTS	Monte-Carlo Tree Search
MDP	Markov Decision Process
MOBIL	Minimize Overall Braking Induced By Lane Changes
NN	Neuronale Netze
POMDP	Partially Observable Markov Decision Processes
RL	Reinforcement Learning
StVO	Straßenverkehrsordnung
SWL	Spurwechsel nach links
SWR	Spurwechsel nach rechts
UCB	Upper Confident Bound
V2X	Vehicle to anything



# Formelzeichen

Formelzeichen	Einheit	Beschreibung
$\alpha$	rad	Straßenneigungswinkel
$\delta$	—	Beschleunigungsexponent des IIDM
$\Delta$	—	Bewertung eines Knotens
$\Delta a$	$\frac{\text{m}}{\text{s}^2}$	Spurwechselschwelle des MOBIL-Modells
$\Delta a_{\text{links}}$	$\frac{\text{m}}{\text{s}^2}$	Schwellenwert für Spurwechsel nach links
$\Delta a_{\text{rechts}}$	$\frac{\text{m}}{\text{s}^2}$	Schwellenwert für Spurwechsel nach rechts
$\Delta t$	s	Zeitdifferenz
$\Delta t_{\text{plan}}$	s	Planungszeitschritt
$\Delta v$	$\frac{\text{m}}{\text{s}}$	Geschwindigkeitsdifferenz zum Vorderfahrzeug
$\lambda$	—	Kooperationsfaktor
$\rho$	$\frac{\text{kg}}{\text{m}^3}$	Luftdichte
$a$	$\frac{\text{m}}{\text{s}^2}$	Beschleunigung
$a_{\text{bias}}$	$\frac{\text{m}}{\text{s}^2}$	Asymmetriebeitrag des MOBIL-Modells
$a_{\text{br,max,e}}$	$\frac{\text{m}}{\text{s}}$	Maximale Verzögerung des Ego-Fahrzeugs
$a_{\text{br,max,v}}$	$\frac{\text{m}}{\text{s}}$	Maximale Verzögerung des Vorderfahrzeugs
$a_e$	$\frac{\text{m}}{\text{s}^2}$	Beschleunigung des Ego-Fahrzeugs
$\tilde{a}_e$	$\frac{\text{m}}{\text{s}^2}$	Hypothetische Beschleunigung des Ego-Fahrzeugs nach Spurwechsel
$a_e^{\text{eur}}$	$\frac{\text{m}}{\text{s}^2}$	Beschleunigung des Ego-Fahrzeugs unter Beachtung des Rechtsüberholverbots
$a_F$	$\frac{\text{m}}{\text{s}^2}$	Freie Beschleunigung des IIDM
$a_i$	—	Aktion des Fahrzeugs $i$
$a_{i,\text{long}}$	$\frac{\text{m}}{\text{s}^2}$	Beschleunigung des Fahrzeugs $i$ in Längsrichtung
$a_{\text{IIDM}}$	$\frac{\text{m}}{\text{s}^2}$	Maximale Beschleunigung des IIDM
$a_1$	$\frac{\text{m}}{\text{s}^2}$	Beschleunigung des linken Folgefahrzeugs
$\tilde{a}_1$	$\frac{\text{m}}{\text{s}^2}$	Hypothetische Beschleunigung des linken Folgefahrzeugs nach Spurwechsel

$\tilde{a}_l$	$\frac{m}{s^2}$	Hypothetische Beschleunigung des linken Folgefahrzeugs
$a_m$	$\frac{m}{s^2}$	Beschleunigung des Folgefahrzeugs
$\tilde{a}_m$	$\frac{m}{s^2}$	Hypothetische Beschleunigung des Folgefahrzeugs nach Spurwechsel
$a_{max}$	$\frac{m}{s}$	Maximale Beschleunigung
$a_{min}$	$\frac{m}{s}$	Minimale Beschleunigung
$a_{roll}$	$\frac{m}{s}$	Ausrollverzögerung
$A$	—	Anzahl zur Verfügung stehender Aktionen
$A_{Fzg}$	$m^2$	Fahrzeugstirnfläche
$b_{IIDM}$	$\frac{m}{s^2}$	Komfortable Verzögerung des IIDM
$b_{safe}$	$\frac{m}{s^2}$	Sichere Verzögerung des MOBIL-Modells
$c_w$	—	Luftwiderstandsbeiwert
$d_{br}$	m	Restbremsabstand
$d_e$	m	Abstand des Ego-Fahrzeugs zum Vorderfahrzeug
$dt$	s	Simulationszeitschritt
$f(n)$	—	Erwartungswert der Gesamtkosten des Knotens $n$
$f_r$	—	Rollwiderstandsbeiwert
$F_{br}$	N	Bremskraft
$F_{tr}$	N	Antriebskraft
$g$	$\frac{m}{s^2}$	Gravitationskonstante
$g^*$	—	Geringste bekannte Kosten durch den Suchbaum
$g_i$	—	Kostenfunktion des Fahrzeugs $i$
$g(n)$	—	Bisherige Kosten des Knotens $n$
$h_{end}$	m	Geografische Höhe am Ende einer Fahrt
$h(n)$	—	Heuristik zukünftiger Kosten des Knotens $n$
$h_{start}$	m	Geografische Höhe am Beginn einer Fahrt
$i$	—	Index über Fahrzeuge
$J_{Ego}$	—	Gesamtkostenfunktion des Ego-Fahrzeugs
$J_{Energie}$	J	Kostenfunktion für Energieverbrauch
$J_{Gesamt}$	—	Gesamtkostenfunktion aller Fahrzeuge
$J_{Lateral}$	—	Kostenfunktion für laterale Manöver
$J_{Sicherheit}$	—	Kostenfunktion für Sicherheit
$J_{Zeit}$	J	Kostenfunktion für Zeitverlust
$m$	—	Anzahl der Fahrzeuge eines Szenarios

$m_{\text{Fzg}}$	kg	Fahrzeugmasse
$n$	—	Knoten im Suchbaum
$n_{\text{Pfade}}$	—	Anzahl der Pfade im Suchbaum
$p$	—	Höflichkeitsfaktor des MOBIL-Modells
$\mathbf{r}$	—	Startzustandsvektor der Planung
$s^*$	m	Wunschabstand zum Vorderfahrzeug
$s_{\text{end}}$	m	Position am Ende einer Fahrt
$s_i$	m	Position des Fahrzeugs in Fahrtrichtung $i$
$s_{\text{start}}$	m	Position am Beginn einer Fahrt
$s_0$	m	Mindestabstand zum Vorderfahrzeug
$t$	s	Zeit
$t_{\text{end}}$	s	Endzeitpunkt eines Szenarios
$t_k$	s	Zeitpunkt im Planungshorizont
$t_{\text{min}}$	s	Minimale Zeit zum Erreichen der Wunschgeschwindigkeit
$t_{\text{re}}$	s	Erforderliche Reaktionszeit
$t_{\text{Schwelle}}$	s	Erreichbare Reaktionszeit
$t_{\text{start}}$	s	Startzeitpunkt eines Szenarios
$T$	—	Anzahl an Verhaltensentscheidungen im Planungshorizont
$T_{\text{IIDM}}$	s	Zeitlücke zum Vorderfahrzeug
$u_i$	—	Nutzen des Fahrzeugs $i$
$u_{i,\text{rel}}$	—	Relativer Nutzen des Fahrzeugs $i$
$u_{\text{Lateral}}$	—	Klassifikator für Spurwechsel
$u_{\text{Sicherheit}}$	—	Klassifikator für Sicherheit
$v$	$\frac{\text{m}}{\text{s}}$	Geschwindigkeit
$v_e$	$\frac{\text{m}}{\text{s}}$	Geschwindigkeit des Ego-Fahrzeugs
$v_{\text{end}}$	$\frac{\text{m}}{\text{s}}$	Geschwindigkeit am Ende einer Fahrt
$v_i$	$\frac{\text{m}}{\text{s}}$	Geschwindigkeit des Fahrzeugs $i$
$v_{\text{krit}}$	$\frac{\text{m}}{\text{s}}$	Kritische Geschwindigkeit
$v_{\text{start}}$	$\frac{\text{m}}{\text{s}}$	Geschwindigkeit am Beginn einer Fahrt
$v_v$	$\frac{\text{m}}{\text{s}}$	Geschwindigkeit des Vorderfahrzeugs
$v_0$	$\frac{\text{m}}{\text{s}}$	Wunschgeschwindigkeit
$w_{\text{Energie}}$	—	Gewichtungsfaktor für Energiekosten
$w_{\text{Lateral}}$	—	Gewichtungsfaktor für Spurwechselkosten

$w_{\text{Sicherheit}}$	–	Gewichtungsfaktor für Sicherheitskosten
$w_{\text{Zeit}}$	–	Gewichtungsfaktor für Zeitkosten
$W_{\text{tot}}$	J	Gesamtenergiebedarf
$\mathbf{x}$	–	Zustandsvektor aller Fahrzeuge
$\mathbf{x}_i$	–	Zustandsvektor des Fahrzeugs $i$
$z$	–	Verhältnis von Soll- zu Istabstand
$z_i$	–	Zustandsübergangsfunktion des Fahrzeugs $i$

# 1 Einleitung

Im Straßenverkehr treffen Verkehrsteilnehmer mit unterschiedlichen Interessen und Vorstellungen aufeinander. Aufgrund des begrenzten Verkehrsraums und der grundlegenden Tatsache, dass zwei Verkehrsteilnehmer nicht zur selben Zeit am selben Ort sein können [1], treten sie zwangsläufig miteinander in Interaktion. Durch diese wechselseitige Beziehung beeinflussen sich die Verhaltensweisen der Verkehrsteilnehmer gegenseitig. Daher kann der Straßenverkehr als komplexes System betrachtet werden, das auf das Zusammenspiel seiner Teilnehmer angewiesen ist und aus mehr als der Summe seiner Einzelfahrzeuge besteht [2]. Ein solches Zusammenspiel wird als Kooperation bezeichnet, wenn die Akteure ein gemeinsames Ziel, beispielsweise einen verbesserten Verkehrsfluss, verfolgen [3] oder die Zusammenarbeit vorteilhaft für die Erreichung der individuellen Ziele der Beteiligten ist [3] [4], auch wenn deren Ressourcen und Gewinne getrennt bleiben [5].

Ein Beispiel für Kooperation im Straßenverkehr ist das in Abbildung 1.1 dargestellte Einfädeln auf der Autobahn. Dabei möchte das auf der Einfädelspur fahrende Fahrzeug auf die Hauptfahrbahn wechseln, die jedoch von anderen Fahrzeugen blockiert ist. Passt keines der auf der Hauptfahrbahn fahrenden Fahrzeuge sein Verhalten an, z. B. durch Abbremsen, Beschleunigen oder einen Spurwechsel nach links, entsteht keine Lücke für das wechselwillige Fahrzeug und es muss am Ende des Einfädelsstreifens warten bis sein Zielfahrstreifen frei wird. Die Fahrzeuge auf der Hauptfahrbahn haben also die Möglichkeit, durch eine geringe Abweichung von ihrem eigenen Ziel (Lücke schaffen) dem Einfädler eine große Abweichung von seinem Ziel (Verzögerung am Fahrstreifenende) zu ersparen.

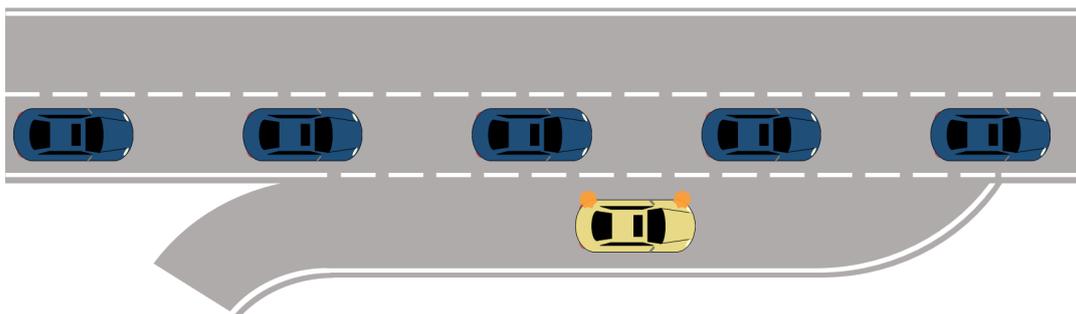


Abbildung 1.1: Einfädeln auf der Autobahn

Aus egoistischer Perspektive wäre ein solches kooperatives Verhalten jedoch irrational. Daher stellt sich die Frage, warum menschliche Fahrer häufig dennoch kooperieren. Bowles und Gintis [4] sehen die Antwort in der Evolution des Menschen begründet. Sie gehen davon aus, dass Gruppen von Individuen mit der Veranlagung zur Kooperation eher überlebten und sich damit evolutionär durchsetzen konnten. Die in unseren Genen manifestierte Veranlagung zur Kooperation zeigt sich nach Bowles und Gintis durch die Empfindung von Zufriedenheit, Stolz und Euphorie, wenn wir zum Erfolg unserer Gruppe beitragen, selbst wenn damit eigene

Kosten verbunden sind. Im Gegensatz dazu ist unkooperatives Verhalten assoziiert mit Scham und Schuldgefühlen. Auf Basis dieser Mechanismen erklären Bowles und Gintis auch die Ausprägung sozialer Verhaltensnormen und die Bestrafung derjenigen, die das kooperative Verhalten anderer ausnutzen. Beispiele für solche Verhaltensnormen im Straßenverkehr sind vorausschauende Spurwechsel an Einfädelspuren, wie sie Fahranfängern in der Fahrschule beigebracht werden. Auch das Konzept der Bestrafung infolge von unkooperativem Verhalten, beispielsweise in Form von dichtem Auffahren, findet nach Fekete et al. [2] Anwendung im Straßenverkehr. Jedoch wäre es falsch, kooperatives Verhalten auf ein Überbleibsel der Evolution in menschlichen Genen zu reduzieren. Nach van Essen [6] hängt die Effizienz des Verkehrs stark vom Entscheidungsverhalten der einzelnen Verkehrsteilnehmer ab, wobei unkooperatives Verhalten zu einer Verschlechterung der Effizienz des Gesamtsystems führt. Beispielsweise können durch menschliches Fahrverhalten ausgelöste Störungen zu spontanen Staubbildungen auch unterhalb der Auslastungsgrenze der Straße führen [7].

Da zukünftige automatisierte Fahrzeuge nicht über die beschriebenen evolutionär erworbenen Emotionsmechanismen verfügen, sehen Fekete et al. [2] die Gefahr von negativen Auswirkungen auf den Straßenverkehr. Um eine Verschlechterung der Effizienz des Straßenverkehrs durch die Einführung automatisierter Fahrzeuge zu verhindern, müssen sich diese vergleichbar zu menschlichen Fahrern kooperativ im Straßenverkehr verhalten können. Dafür ist es erforderlich, dass automatisierte Fahrzeuge die Intentionen anderer Verkehrsteilnehmer abschätzen und die daraus resultierende Reaktion auf das eigene Fahrverhalten mit in die Verhaltensplanung einbeziehen. Im Mischverkehr mit heutigen Fahrzeugen sind automatisierte Fahrzeuge dabei auf Informationen der fahrzeugeigenen Sensorik angewiesen. Zukünftig besteht jedoch die Möglichkeit, dass sich Fahrzeuge über ihr geplantes Verhalten austauschen und diese aufeinander abstimmen [8]. Als Kommunikationskanal können dafür Vehicle to anything (V2X) Systeme basierend auf WLAN (IEEE 802.11p [9]) oder Mobilfunk (Cellular-V2X [10]) verwendet werden. Die Entwicklung der notwendigen Standards zur Abstimmung und Koordination der Fahrzeuge ist Gegenstand aktueller Forschungsprojekte wie Autonet2030 [11], simTD [12], IMAGinE [13] oder INFRAMIX [14].

Die kooperative Verhaltensabstimmung via V2X ist auch mit potentiellen Nachteilen hinsichtlich Kompatibilität, Kosten und Kanallast verbunden. Um eine flächendeckende Abstimmung kooperativen Verhaltens zwischen Fahrzeugen zu ermöglichen, müssten sich alle Fahrzeughersteller auf eine Übertragungstechnologie und ein einheitliches Kommunikationsprotokoll einigen [15]. Ersteres ist aufgrund einer Spaltung der Stakeholder in WLAN-V2X- und Cellular-V2X-Befürworter nicht abzusehen [16, S. 446]. Letzteres beschränkt sich mit der Decentralized Environmental Notification Message (DENM) [17] und der Cooperative Awareness Message (CAM) [18] bisher auf den Austausch von Nachrichten bezüglich der Umwelt und des aktuellen Bewegungszustands der Fahrzeuge. Beide Kommunikationsprotokolle enthalten jedoch keine Botschaften mit denen kooperative Verhaltensweisen abgestimmt werden können [8]. Zudem entstehen für Fahrzeugkunden Mehrkosten von 270 - 280€ pro Pkw bzw. 300 - 315€ pro Lkw in der Anschaffung, sowie bei Cellular-V2X-Systemen zusätzlich 19 - 22€ bzw. 27 - 31€ im jährlichen Unterhalt [19, S. 24]. Trotz einer voraussichtlichen Senkung der Anschaffungsmehrkosten auf 170 - 190€ pro Pkw bzw. 200 - 210€ pro Lkw bis 2030, summieren sich diese Kosten in der Europäischen Union jährlich auf 2.6 Mrd.€ [19, S. 24]. Des Weiteren verursacht der Versand von Daten eine Auslastung des Übertragungskanal. Da die Abstimmung von Verhaltensplänen mit hoher Frequenz erfolgen muss, ist mit einer hohen Datenrate zu rechnen [8]. Neben der kooperativen Verhaltensabstimmung existieren jedoch noch weitere Anwendungen der V2X Technologie, die ihre Daten auf demselben Kanal übertragen. Beispiele hierfür sind, neben

CAM und DENM, sogenannte Collective Perception Services (CPS) [20], die eine Erweiterung der Wahrnehmung eines Fahrzeugs um Objekte ermöglichen, die nur von anderen Fahrzeugen erkannt werden können. Schon durch diese CPS kann die verfügbare Kanalkapazität überschritten werden [21]. Hinzukommende Nachrichten einer kooperativen Verhaltensabstimmung lasten den Übertragungskanal zusätzlich aus, wodurch die zu übertragenden Nachrichten priorisiert werden müssten [8]. Diese Priorisierung wird durch eine Reduktion der Sendefrequenz erreicht [21–23], was wiederum zu höheren Latenzen und damit zu einer Beeinträchtigung anderer V2X-Dienste führt.

Da sich automatisierte Fahrzeuge zunächst im Mischverkehr mit nicht kommunikationsfähigen Fahrzeugen befinden, kann die kommunikationslose Form der Kooperation als Basis der Verhaltensplanung angesehen werden. Um zu entscheiden, ob darüber hinaus eine Einführung V2X-basierter Abstimmungsverfahren sinnvoll ist, müssen neben den dargelegten Nachteilen auch die Vorteile der Technologie quantifiziert werden. Daher widmet sich diese Arbeit der Frage, wie groß die Vorteile einer kooperativen Verhaltensplanung mit kommunikationsgestützter Abstimmung gegenüber einer kooperativen Verhaltensplanung ohne kommunikationsbasierte Abstimmung bei automatisierten Fahrzeugen sind. Dabei wird der Anwendungsfall auf autobahnähnliche Szenarien eingeschränkt, weil diese als wahrscheinlichstes Einführungszenario automatisierter Fahrzeuge gelten [24].



## 2 Stand der Wissenschaft

Dieses Kapitel gibt eine Einführung in den Stand der Wissenschaft des Themengebiets der kooperativen Verhaltensplanung. Dazu wird die Kooperation im Kontext des Straßenverkehrs erläutert, ihre Anwendung auf unterschiedlichen Ebenen der Fahraufgabe beschrieben und in die Softwarearchitektur automatisierter Fahrzeuge eingeordnet. Anschließend folgt eine Vorstellung der Ansätze kooperativer Verhaltensplanung sowie der dabei zur Anwendung kommenden Prädiktionsverfahren, Metriken und Testszenarien. Abschließend beleuchtet das letzte Unterkapitel die bisherige Forschung zur Bewertung V2X-basierter Funktionen im Themengebiet des automatisierten Fahrens.

### 2.1 Kooperation im Straßenverkehr

Kooperation bedeutet nach Bowles und Gintis [4] die Zusammenarbeit mit anderen in einer für beide Seiten vorteilhaften Weise. Tuomela [3] bringt die aus der Zusammenarbeit hervorgehenden Vorteile in Verbindung mit den Zielen der Akteure und unterscheidet dabei Kooperation im *we-* und *i-mode*. Während im *we-mode* alle Akteure dasselbe Ziel verfolgen, haben die Akteure im *i-mode* getrennte Ziele. Da die Teilnehmer des Straßenverkehrs unterschiedliche Ziele verfolgen, wird die Kooperation im Straßenverkehr als Zusammenarbeit im *i-mode* betrachtet. Diese bedingt, dass die Akteure Handlungen ausführen, von denen sie ausgehen, dass diese für die Erreichung der Ziele anderer Akteure förderlich sind. Für den Bereich der Robotik formulieren Cao et al. [25] die Erreichung der Ziele der Akteure als deren Nutzen. In seiner Definition ist das Zusammenwirken der Akteure dann kooperativ, wenn es den Gesamtnutzen des Systems als Summe der Einzelnutzen aller Beteiligten steigert. Die Steigerung bezieht sich dabei auf den Gesamtnutzen, der durch naives, nicht aufeinander abgestimmtes Handeln entsteht. Diese Idee des Gesamtnutzens greifen Düring und Pascheka [26] auf und übertragen sie auf den Anwendungsfall Straßenverkehr. Am Beispiel der Interaktion zweier Fahrzeuge unterscheiden sie sechs Arten der Kooperation in Abhängigkeit der Höhe und Zusammensetzung des Gesamtnutzens. Abbildung 2.1 zeigt die zu jeder Kombination des Nutzens der beiden Akteure ( $u_1$  und  $u_2$ ) gehörende Form der Kooperation. Ein konstanter Gesamtnutzen kann sich aus einer unterschiedlichen Zusammensetzung von  $u_1$  und  $u_2$  ergeben, was im Diagramm als Gerade des Referenznutzens dargestellt ist. Auf dieser Gerade wird ein Punkt als Referenzverhalten definiert. Weicht einer der Akteure ( $u_1$ ) davon ab, kann er die Nutzen beider Akteure beeinflussen. Steigt durch das abweichende Verhalten der Gesamtnutzen wird das Verhalten als kooperativ, andernfalls als unkooperativ bezeichnet. Setzt sich der Zugewinn relativ zum Gesamtnutzen ( $u_{1,rel}$  und  $u_{2,rel}$ ) aus einer Erhöhung des Eigennutzens ( $u_1$ ) und einer Verringerung des Fremdnutzens ( $u_2$ ) zusammen, wird das Verhalten als egoistisch-kooperativ bezeichnet. Gewinnen beide Akteure relativ zum Referenzverhalten ist das Verhalten rational-kooperativ und im Falle einer Verringerung des eigenen und Erhöhung des fremden Nutzens altruistisch-kooperativ. Analoges gilt für den Bereich des unkooperativen Verhaltens. Jedoch ist diese Einkategorisierung maßgeblich

von der Wahl des Referenzverhaltens abhängig, welches von Düring und Pascheka in [26] nicht näher definiert wird.

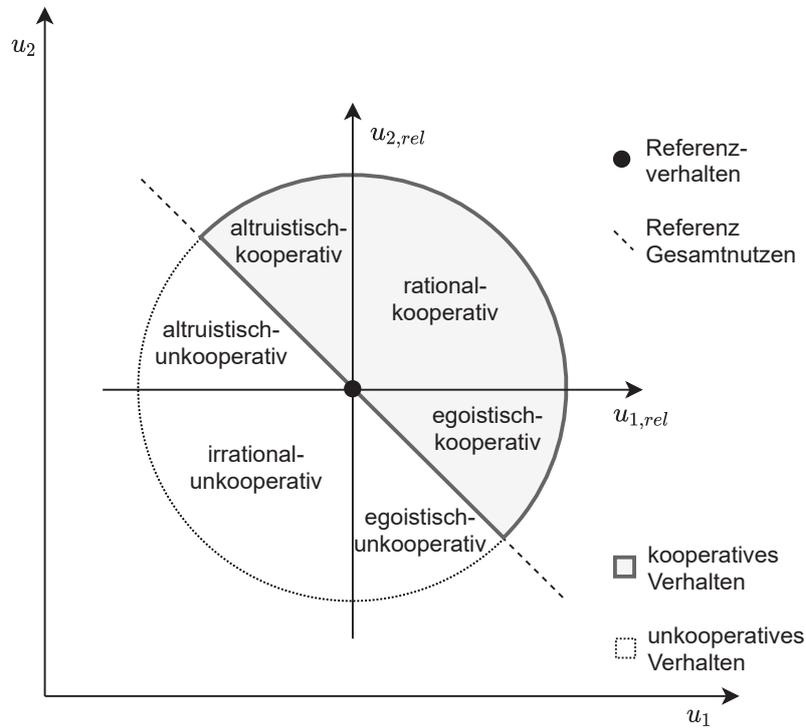


Abbildung 2.1: Kooperatives Verhalten nach Düring und Pascheka [26]

Im Themengebiet des automatisierten Fahrens wird Kommunikation häufig als Basis für Kooperation angesehen und die Datenübertragung via V2X als dafür notwendige technische Voraussetzung [27, 28, S. 526]. Obwohl neben V2X auch andere Formen der Kommunikation, beispielsweise die Vermittlung von Intentionen auf Basis des Fahrverhaltens, existieren [29], werden beide Begriffe miteinander vermischt und jede Arbeit im Bereich der V2X-Kommunikation auch dem Begriff der Kooperation zugeordnet. Dabei können kooperative Funktionen anhand der zugrundeliegenden kooperativen Handlung in informations- und verhaltensbasierte Funktionen unterschieden werden [30]. Bei der informationsbasierten Kooperation dienen die von einem Fahrzeug oder der Infrastruktur geteilten Daten dem Empfänger dazu, sein Verhalten aus Eigeninteresse anzupassen, weshalb die kooperative Handlung aus dem Teilen der Informationen besteht. Teilt beispielsweise eine Ampel einem sich nähernden Fahrzeug die verbleibende Zeit bis zum Umschalten auf grün mit, kann dieses sein Geschwindigkeitsprofil darauf anpassen, um Zeit und Energie einzusparen. Zu dieser rein auf dem Teilen von Informationen beruhenden Art der Kooperation beinhaltet der Stand der Wissenschaft bereits eine Reihe an Untersuchungen [31–33]. Im Fall der verhaltensbasierten Kooperation passt ein Fahrzeug sein Verhalten so an, dass es einem anderen Verkehrsteilnehmer ermöglicht, seine Ziele zu erreichen. Daher besteht die kooperative Handlung aus der Anpassung des Fahrverhaltens im Sinne der Definition von Düring und Pascheka [26]. Ein Beispiel hierfür ist das Einfädeln lassen an Autobahnauffahrten durch das Schaffen einer Lücke für den Einfädelnden. Da der Fokus der Arbeit auf der Kooperation durch Anpassung des Verhaltens eines Fahrzeugs liegt, wird dieses nachfolgend näher beschrieben.

In der bisherigen Definition bezieht sich Kooperation auf das Handeln der Fahrzeuge. Dieses kann anhand der Drei-Ebenen-Hierarchie nach Donges [34, 35] in unterschiedliche Ebenen unterteilt werden. Das in Abbildung 2.2 dargestellte Modell untergliedert die Fahraufgabe dazu

in die Bereiche *Navigation*, *Führung* und *Stabilisierung*. Auf der Navigationsebene erfolgt die Wahl der Fahrtroute aus dem bestehenden Straßennetz sowie eine Schätzung des Zeitbedarfs für das Zurücklegen der geplanten Strecke. Auf Basis dieser Informationen werden auf der Führungsebene unter Berücksichtigung des Fahrraums, zu dem die Straße und der darauf fahrende Verkehr zählen, die Führungsgrößen in Längs- und Querrichtung geplant. Die Umsetzung der daraus abgeleiteten Sollwerte für die Geschwindigkeit und den Fahrstreifen ist Aufgabe der nachfolgenden Stabilisierungsebene. Auf dieser werden die Abweichungen zwischen Soll- und Istzustand ermittelt und entsprechende Regeleinriffe vorgenommen.

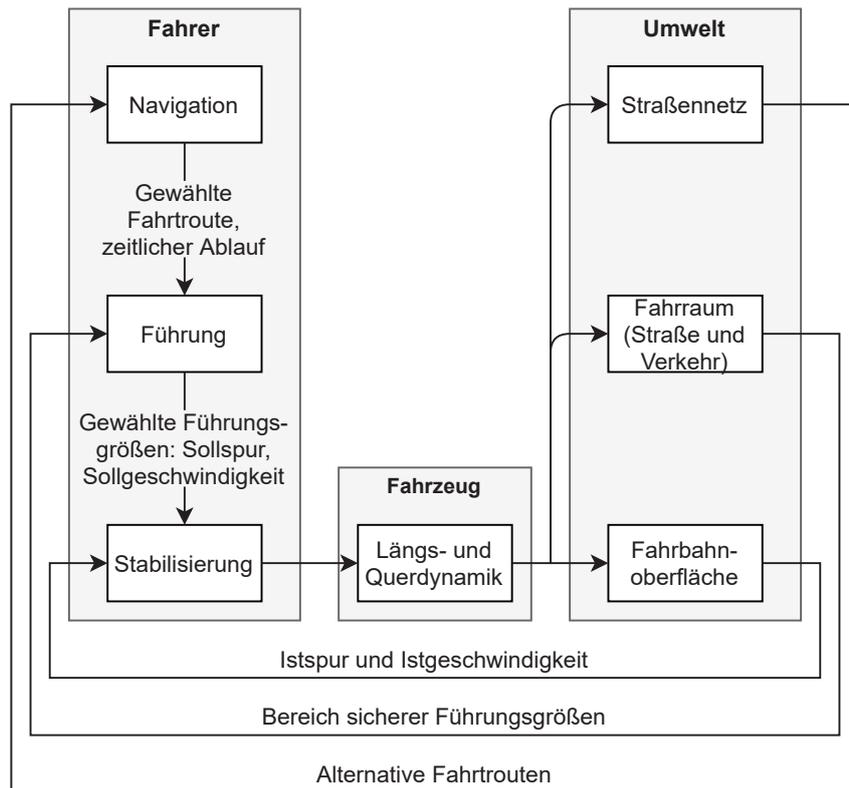


Abbildung 2.2: Drei-Ebenen-Hierarchie der Fahraufgabe nach Donges [34]

Kooperation kann auf allen Ebenen der Fahraufgabe stattfinden. Beispiele hierfür sind auf der Navigationsebene die Wahl einer Alternativroute, um Stau auf hochfrequentierten Streckenabschnitten zu vermeiden [6] oder auf der Stabilisierungsebene die Anwendung kommunikationsbasierter Funktionen wie der Cooperative Adaptive Cruise Control (CACC) oder des Platoonings, die durch Einbeziehung der vom Vorderfahrzeug geteilten Informationen nähere Abstände ermöglichen. Die in der Fragestellung dieser Arbeit motivierten Untersuchungen betreffen jedoch die im Drei-Ebenen-Modell auf der Führungsebene ablaufenden Prozesse. Diese werden nachfolgend im Kontext der Softwarearchitektur automatisierter Fahrzeuge näher betrachtet.

Die Aufgabe der Fahrzeugführungsebene übernimmt in der Softwarearchitektur automatisierter Fahrzeuge nach González et al. [36] die Entscheidungsebene (Abbildung 2.3). Diese bekommt aus der Wahrnehmung die im Umfeld erkannten und klassifizierten Objekte übermittelt. Als Erweiterung der Wahrnehmung stellt die Kommunikationsebene die via V2X empfangenen Signale zur Verfügung. Auf Basis dieser Informationen plant die Entscheidungsebene die zu fahrende Trajektorie. Die Regelungsebene berechnet die dafür notwendigen Stellsignale und gibt diese an die Aktorik des Fahrzeugs weiter. Innerhalb der Entscheidungsebene findet eine weitere Aufgliederung des Planungsprozesses in *globale*, *Verhaltens-* und *lokale Planung* statt.

Dabei entspricht die globale Planung der Navigationsebene im Drei-Ebenen-Modell von Donges. Die im Modell von Donges als Führungsebene zusammengefassten Prozesse teilen sich in der Architektur automatisierter Fahrzeuge in die Verhaltensplanung und die lokale Planung auf, wobei letztere in der Literatur synonym als Trajektorienplanung bezeichnet wird.

Dabei liegt der Fokus der Verhaltensplanungsebene auf der Planung kollisionsfreier und fahrbarer Trajektorien, welche die Interaktion und mögliche Konflikte mit anderen Verkehrsteilnehmern berücksichtigen und Entscheidungen zwischen mehreren möglichen Verhaltensplänen beinhalten [37, 38]. Aus dieser meist grob diskretisierten Verhaltensplanung erstellt die lokale Planung komfortoptimierte Trajektorien, die auch bei unerwarteten Änderungen der Verkehrssituation (z. B. einer spontanen Bremsung des Vorderfahrzeugs) Sicherheit garantieren [38, 39].

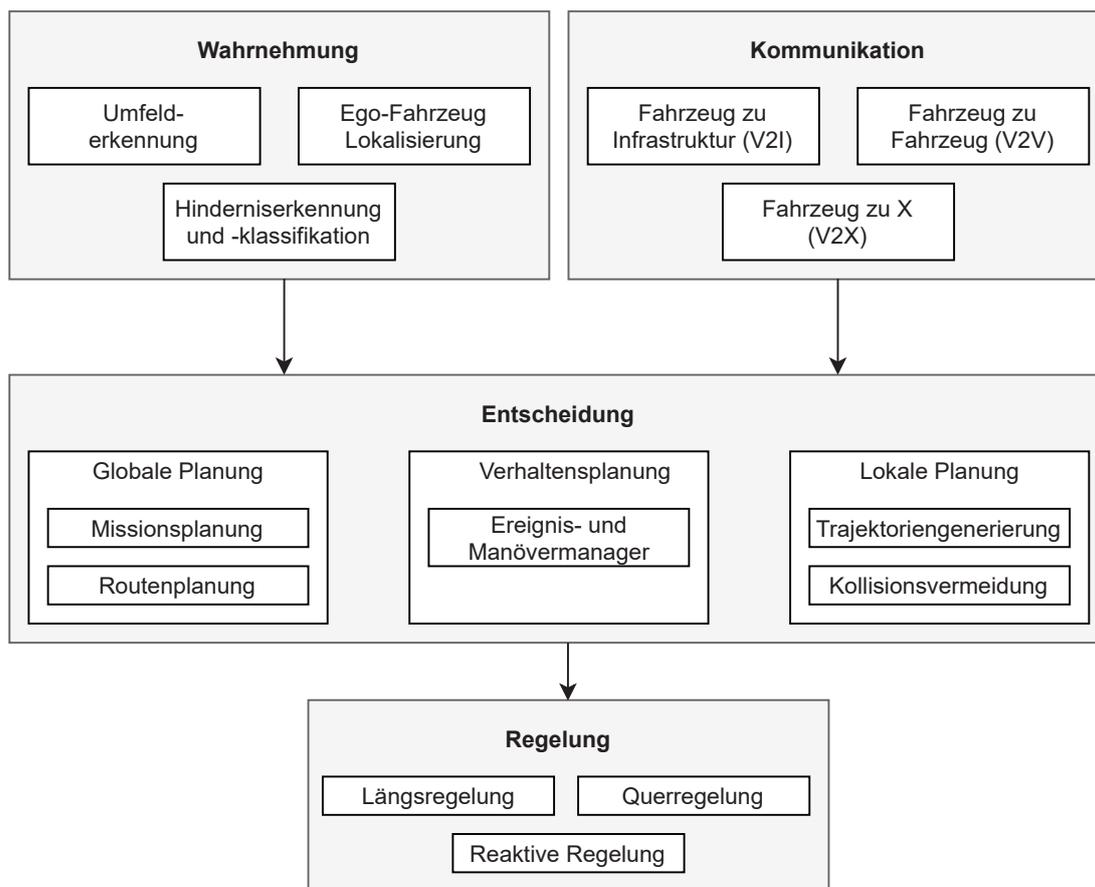


Abbildung 2.3: Softwarearchitektur eines automatisierten Fahrzeugs nach González et al. [36]

Die Schnittstelle zwischen Verhaltensplanung und Trajektorienplanung besteht aus Nebenbedingungen, die von der Verhaltensplanung vorgegeben werden und innerhalb derer die Trajektorienplanung die bestmögliche Lösung sucht. Für die Formulierung der Nebenbedingungen existiert in der Literatur jedoch keine einheitliche Definition. Nach Paden et al. [40] gibt es eine endliche Anzahl an Verhaltensentscheidungen, aus denen die Verhaltensplanung auswählen kann. Für jede Verhaltensentscheidung existiert dabei ein festgelegtes Set an Nebenbedingungen, das an die Trajektorienplanung weitergegeben wird. Liniger et al. [37] verwenden hingegen einen generischen Ansatz, indem sie die Nebenbedingungen in Form eines Fahrkorridors formulieren. Aus diesen wird zusammen mit den Einschränkungen durch die prädizierte Bewegung erkannter Objekte und der eigenen Fahrzeugdynamik ein Optimierungsproblem formuliert, das von der Trajektorienplanung gelöst wird. Naumann et al. [15] ordnen diesem Planungsschema die von Ziegler et al. [41] und Kunz et al. [42] vorgestellten und in Forschungsfahrzeugen umgesetzten

Implementierungen zu. Dabei kritisieren sie übereinstimmend mit Matthei und Maurer [43] die Verwendung rein kinematischer Prädiktionen für andere Verkehrsteilnehmer. Grundlage ihrer Kritik ist, dass durch diesen Ansatz die Rückkopplung des eigenen Verhaltens auf den umliegenden Verkehr nicht berücksichtigt werden kann. Die Berücksichtigung der Auswirkungen des eigenen Verhaltens auf das Verhalten anderer Verkehrsteilnehmer stellt jedoch eine Voraussetzung für eine kooperative Verhaltensplanung dar. Daher schlagen Naumann et al. [15] vor, das Verhalten anderer Verkehrsteilnehmer in Abhängigkeit des eigenen Verhaltens zu prädictieren und dabei das Wohlergehen anderer Verkehrsteilnehmer im Sinne einer Gütefunktion in der Planung zu berücksichtigen.

Ein Kernaspekt des Themengebiets der kooperativen Verhaltensplanung ist somit die Prädiktion des Verhaltens der anderen Verkehrsteilnehmer. Hier könnte die V2X-Kommunikation eingesetzt werden, um Intentionen und Verhaltenspläne direkt zwischen den Verkehrsteilnehmern auszutauschen, anstatt sie auf Basis der zur Verfügung stehenden Informationen abschätzen zu müssen. Daher kann die kooperative Verhaltensplanung in Verfahren mit und ohne Abstimmung unterteilt werden. Eine weitere Unterscheidung der Verfahren bezieht sich auf die Art der Verhaltensplanung. Wird innerhalb eines Planungsverfahrens das Verhalten für mehrere Fahrzeuge geplant, kann dieses als zentrales Planungsverfahren bezeichnet werden. Plant jedes Fahrzeug für sich allein, ist die Verhaltensplanung dezentral. Da die zentrale Verhaltensplanung die Kommunikation der Verhaltenspläne von der planenden Instanz an die Fahrzeuge voraussetzt, ergeben sich nach Mertens et al. [44] und Knies et al. [45] drei mögliche Arten der Verhaltensplanung: dezentrale Planung ohne V2X-basierter Abstimmung, dezentrale Planung mit V2X-basierter Abstimmung sowie die zentrale Planung. Innerhalb dieser Planungsarten kommen unterschiedliche Verfahren zur Verhaltensplanung zum Einsatz. Diese werden im folgenden Kapitel vorgestellt und anhand veröffentlichter Arbeiten den drei Planungsarten zugeordnet.

## 2.2 Verfahren kooperativer Verhaltensplanung

Die Planung kooperativen Verhaltens ist ein aus dem Themengebiet der Robotik bekanntes Problem. Viele der dort verwendeten Verfahren wurden auf den Bereich der kooperativen Verhaltensplanung im Straßenverkehr angewendet und evaluiert. Dieses Kapitel soll einen Überblick über häufig angewendete Methoden bieten und deren Vor- und Nachteile aufzeigen. Ausgenommen von der Darstellung sind Verfahren, die im Bereich der Trajektorienplanung zur Anwendung kommen, sich für die Aufgabe der kooperativen Verhaltensplanung im Straßenverkehr jedoch als ungeeignet erwiesen haben. Dazu zählen optimierungsbasierte Verfahren, die nicht mit diskreten Entscheidungen umgehen und in lokale Minima konvergieren können [46, 47], Gemischt-Ganzzahlige Lineare Programmierung, die inhärent eine lineare Bewertung von Kooperation voraussetzen [48] sowie Elastische Bänder, die Kooperation nur im Sinne von Kollisionsvermeidung, nicht jedoch durch proaktives Verhalten darstellen können und vergleichbar mit optimierungsbasierten Verfahren nur in lokale Minima konvergieren [48].

Die nachfolgenden Ausführungen ordnen den aktuellen Forschungsstand anhand der angewendeten Lösungsverfahren in die Kategorien *Naive Suche*, *Baumsuche*, *POMDP-basierte Verfahren*, *Reinforcement Learning* und *Spieltheorie* ein. Hierbei ist anzumerken, dass die Übergänge zwischen den Methoden fließend sind und daher auch Ähnlichkeiten über die Gruppen hinweg bestehen.

## 2.2.1 Naive Suche

Die Gemeinsamkeit der in dieser Gruppe zusammengefassten Ansätze besteht im Vorgehen der Verhaltensgenerierung (Abbildung 2.4). Dabei hat jedes der planenden Fahrzeuge ein festgelegtes Set an Verhaltensplänen, aus denen derjenige ausgewählt werden soll, der den größten Nutzen bzw. die geringsten Kosten zur Folge hat. Um die jeweiligen Kosten abzuschätzen, wird eine Simulation durchgeführt, die den Verlauf der Situation ausgehend vom aktuellen Zustand für jedes zur Verfügung stehende Verhalten prädiziert. Im Fall von mehreren planenden Fahrzeugen findet je Verhaltenskombination eine Simulation statt. Die berechneten Verläufe werden anhand einer Kostenfunktion bewertet und der Verlauf mit den geringsten Kosten ausgewählt. Die Formulierung der Verhaltenspläne variiert zwischen den Veröffentlichungen und kann entweder in Längsrichtung als Geschwindigkeitsprofil oder in Längs- und Querrichtung in Form einer Trajektorie erfolgen. Als naiv wird hierbei das Vorgehen bezeichnet, alle Verhaltenspläne bzw. deren Kombinationen vollständig zu evaluieren.

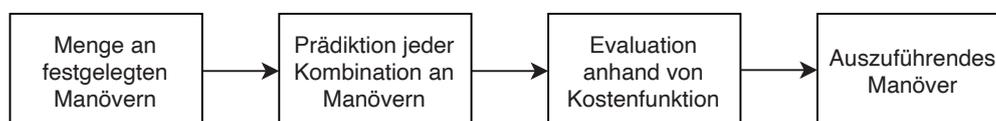


Abbildung 2.4: Naive Suche mit festgelegten Aktionen nach Wei et al. [49]

Düring [50] sowie Düring und Lemmer [51] verwenden dieses Verfahren, um zentral eine kooperative Verhaltensplanung für mehrere Fahrzeuge durchzuführen. Die Verhaltenspläne sind als Trajektorien formuliert, die durch ein zweistufiges Verfahren erzeugt werden. In einem ersten Schritt erfolgt die Generierung unterschiedlicher Endpunkte der Trajektorien innerhalb eines erreichbaren Bereichs für jedes Fahrzeug. Nach dem Ausschluss unsicherer Endpunkte werden unterschiedliche Trajektorien zu jedem sicheren Endpunkt erzeugt. Dazu wird ein Gitter an Punkten zwischen Start- und Endpunkt projiziert, durch dessen Punkte der örtliche Teil der Trajektorie anhand eines Polynoms fünfter Ordnung gelegt wird. Ein Kollisionstest untersucht alle Kombinationen der Trajektorien aller Fahrzeuge und sortiert ungültige Verhaltenskombinationen aus. Für die Auswahl der auszuführenden Kombination an Trajektorien werden zwei mögliche Ansätze präsentiert. Zum einen können alle Verhaltenskombinationen zentral von der planenden Instanz bewertet und diejenige mit den geringsten Kosten an alle beteiligten Fahrzeuge verteilt werden. Zum anderen wird auch die Möglichkeit der dezentralen Bewertung aller Kombinationen in einer zu [26] vergleichbaren Weise aufgezeigt. Dabei werden die gültigen Pläne an die Fahrzeuge kommuniziert, von diesen bewertet und das Ergebnis an die planende Instanz zurückgesendet, die dann den Plan mit den geringsten Kosten auswählt. Anhand einer Parameterstudie stellen Düring und Lemmer [51] das exponentielle Wachstum der zu untersuchenden Verhaltenspläne in Abhängigkeit der Anzahl der Zielpunkte, der Anzahl der Gitterpunkte und der Länge des Planungshorizonts heraus.

Einen anderen Ansatz wählen Schwarting und Pascheka [38] in ihrer Version der naiven Suche für die dezentrale Verhaltensplanung ohne Abstimmung. Ihr zweistufiges Verfahren basiert auf der Annahme, dass sich Fahrzeuge prinzipiell egoistisch verhalten und nur bei auftretenden Konflikten eine kooperative Lösung suchen. Gemäß diesem Ansatz werden in einem ersten Schritt alle im Szenario enthaltenen Fahrzeuge mit einem egoistischen Prädiktionsmodell simuliert. Dieses berücksichtigt in Längsrichtung die fahrzeugindividuelle Wunschgeschwindigkeit und als laterales Verhalten Spurwechsel aufgrund von langsameren Vorderfahrzeugen sowie endenden Fahrstreifen. Da die Wunschgeschwindigkeit der anderen Verkehrsteilnehmer nicht bekannt ist, wird diese als höchste beobachtete Geschwindigkeit des jeweiligen Fahrzeugs

angenommen. Im zweiten Schritt des Verfahrens erfolgt für jedes Fahrzeug eine Erkennung und Lösung von Konflikten in der Reihenfolge der Fahrzeuge beginnend mit dem vordersten. Dabei werden die Trajektorien der Vorderfahrzeuge gemäß der im ersten Schritt erzeugten Prädiktion angenommen und Konflikte basierend auf einer elliptischen Fläche um diese Fahrzeuge erkannt. Für jeden auftretenden Konflikt werden die prädizierten Trajektorien beider Fahrzeuge verworfen und neu geplant. Die Neuplanung basiert auf der vollständigen Kombination von Grobtrajektorien beider Fahrzeuge, wobei die Grobtrajektorien aus einer willkürlichen Aneinanderreihung von Bewegungsprimitiven entstehen. Als Bewegungsprimitive kommen hierbei vordefinierte Beschleunigungen und Spurwechsel unterschiedlicher Länge zum Einsatz. Die Lösung des Konflikts besteht aus der Kombination an Grobtrajektorien, die gemäß Kostenfunktion die geringsten Gesamtkosten zur Folge hat. Diese Kombination wird anstelle der egoistischen Prädiktion auf beide Konfliktbeteiligten angewendet und bei der Konfliktlösung nachfolgender Fahrzeuge berücksichtigt. Nach der Durchführung der Konflikterkennung und -lösung für alle Fahrzeuge kann der Verhaltensplan für das Ego-Fahrzeug aus dem Planungsprozess ausgeleitet und an die nachfolgende Trajektorienplanung weitergegeben werden.

Während die Interaktion mit anderen Fahrzeugen im dezentralen Ansatz von Schwarting und Pascheka [38] durch die Kombination von Verhaltensplänen abgebildet wird, verwenden Wei und Dolan [49] bzw. Wei et al. [52] ein selbst erstelltes Prädiktionsmodell, das bei freier Fahrt die Geschwindigkeit hält und bei einem langsameren Vorderfahrzeug abbremst, um Abstand zu halten. Da mit diesem Modell die Reaktion der anderen Verkehrsteilnehmer auf das eigene Verhalten prädiziert werden kann, müssen für die Verhaltensgenerierung nur die Verhaltenspläne des Ego-Fahrzeugs und nicht jede Verhaltenskombination von Ego- und interagierendem Fahrzeug simuliert werden. In einer anschließenden Veröffentlichung erweitern Wei et al. [53] ihren Ansatz für den Spezialfall der Längsführung beim Einfädeln um eine intentionsbasierte Prädiktion des Einfädelnden. Basierend auf dessen Beschleunigung wird anhand eines Bayes'schen Modells die Intention, vor oder hinter dem Ego-Fahrzeug einzuscheren, abgeleitet und die Prädiktion des Einscherenden gemäß der erkannten Intention angepasst.

Einen ähnlichen Ansatz wie Wei und Dolan [49] bzw. Wei et al. [52] verwenden Evestedt et al. [46] für die dezentrale Planung ohne Abstimmung an Kreuzungen. Da die Arbeit nur die Längsdynamik auf festgelegten Pfaden in einem Streckennetz betrachtet, bestehen die Verhaltenspläne aus Geschwindigkeitsprofilen, die auf Basis der optimalen Steuerung nach Werling et al. [54] generiert werden. Als Prädiktionsmodell der anderen Verkehrsteilnehmer kommt eine an Kreuzungsszenarien angepasste Version des in Kapitel 2.3 näher beschriebenen Intelligent Driver Model (IDM) [55] zum Einsatz. Dieses erweitern Ward et al. [56] um Unsicherheiten in der Position und der Geschwindigkeit der prädizierten Verkehrsteilnehmer. Zudem schätzen sie die Parametrierung des IDM-Modells zur Laufzeit basierend auf den Geschwindigkeiten der letzten beobachteten Zeitschritte für jeden prädizierten Verkehrsteilnehmer, wodurch sich die Genauigkeit der Vorhersage deutlich verbessert.

Zusammengefasst wenden die in dieser Gruppe vorgestellten Verfahren ein vordefiniertes Set an Verhaltensplänen auf den aktuellen Bewegungszustand der in der Planung betrachteten Fahrzeuge an. Durch Simulationen wird dieser Bewegungszustand für alle Verhaltenskombinationen in die Zukunft prädiziert und der Nutzen jeder Kombination auf Basis von Kostenfunktionen bewertet. Sowohl in zentralen als auch in den hier vorgestellten dezentralen Ansätzen mit Abstimmung verfügt jedes in der Planung berücksichtigte Fahrzeug über ein Set an Verhaltensplänen, wodurch die Anzahl an zu simulierenden Kombinationen exponentiell mit der Anzahl an Fahrzeugen steigt, weil alle Kombinationen berechnet werden müssen. Um das damit verbundene exponentielle Wachstum der Rechenzeit zu kompensieren, muss entweder die Anzahl der be-

trachteten Fahrzeuge oder die Vielfalt, Abstufung und der Planungshorizont der Verhaltenspläne reduziert werden. Innerhalb der dezentralen Verfahren ohne Abstimmung stellt die Abbildung des unbekanntes Verhaltens anderer Verkehrsteilnehmer eine Herausforderung dar, die auf zwei unterschiedliche Arten gelöst wird. Eine Möglichkeit ist die Abbildung anderer Fahrzeuge analog zu den zentralen Verfahren. Dabei werden andere Verkehrsteilnehmer mit einem Set an Verhaltensplänen in die Planung mit einbezogen und die für das jeweilige Fahrzeug geplante Trajektorie als Prädiktion verwendet. Dieser Ansatz führt zu den oben beschriebenen Nachteilen und gilt zudem nur unter der Annahme, dass andere Verkehrsteilnehmer ihre Entscheidungen rational auf Basis der angewendeten Kostenfunktion treffen. Inwieweit diese Annahme gültig ist, wurde bisher nicht untersucht. Eine andere Möglichkeit stellt die Abbildung des Verhaltens anderer Fahrzeuge durch Verhaltensmodelle dar [46, 49, 52, 53, 56]. Hierbei kann das Fahrverhalten unabhängig von der Evaluation der Verhaltenspläne modelliert werden. Ein weiterer Vorteil besteht in der Reduktion der Anzahl an zu simulierenden Verhaltensplänen, weil das modellgebundene Verhalten des Umgebungsverkehrs keine zusätzliche Variation erzeugt und daher nur die Verhaltenspläne des Ego-Fahrzeugs evaluiert werden müssen. Ein Nachteil dieses Vorgehens liegt in der reaktiven Natur der Verhaltensmodelle, die bei freier Fahrt eine vorgegebene Geschwindigkeit und in der Fahrgasse einen festgelegten Abstand zum Vorderfahrzeug einhalten und daher kein vorausschauendes Verhalten abbilden können. Um das Fahrverhalten in Situationen, in denen sich die anderen Verkehrsteilnehmer vorausschauend verhalten, trotzdem abbilden zu können, kann die Parametrierung der Modelle zur Laufzeit auf die aktuelle Situation bzw. die nahe Vergangenheit angepasst und deren Verhalten dadurch bestmöglich prädiziert werden.

### 2.2.2 Baumsuche

Im Gegensatz zur oben beschriebenen Gruppe von Verfahren sind die von den Fahrzeugen ausführbaren Pläne im Bereich der Baumsuchverfahren nicht vordefiniert, sondern entstehen erst im Planungsprozess. Dazu wird ein Verhaltensplan als Aneinanderreihung mehrerer diskreter Aktionen definiert, die für einen begrenzten Zeitraum gültig sind. Dadurch muss ein Fahrzeug beginnend vom Startzustand zum Zeitpunkt  $t_0$  bis zum Ende des Planungshorizonts  $t_{T-1}$  eine Anzahl an  $T$  Entscheidungen treffen, welche der zur Verfügung stehenden Aktionen im nächsten Zeitschritt ausgeführt werden soll. Formal lässt sich ein solches Baumsuchproblem nach Russell et al. [57, S. 66 ff.] durch die fünf Komponenten Startzustand, Aktionen, Zustandsübergangsfunktion, Zieltest und Pfadkosten beschreiben, wobei im Folgenden die für die Verhaltensplanung spezifische Notation nach Frese und Beyerer [58] verwendet wird:

- Startzustand: Der Zustand  $x_i$  eines Fahrzeugs  $i$  beschreibt seinen Bewegungszustand, beispielsweise durch seine Position und Geschwindigkeit in Längs- und Querrichtung. Durch Zusammensetzung der Zustände aller  $m$  Fahrzeuge entsteht der gesamte Zustandsvektor  $x$ , wobei der Startzustand der Planung im Folgenden als  $r$  bezeichnet wird.
- Aktionen: Jedes Fahrzeug wählt zu jedem Entscheidungszeitpunkt eine Aktion  $a_i$  aus seinen  $A$  zur Verfügung stehenden Aktionen  $\mathcal{A}_i = \{a_1, \dots, a_A\}$  aus. Eine Aktion stellt dabei einen Steuerungsbefehl des Fahrzeugs wie Beschleunigen, Bremsen oder Lenken mit festgelegter Ausprägung dar.
- Zustandsübergangsfunktion: Durch die Anwendung von Aktion  $a_i$  im Zustand  $x_i$  zum Zeitpunkt  $t_k$  gelangt das Fahrzeug im darauffolgenden Zeitschritt  $t_{k+1}$  in den Folgezustand  $x'_i = z_i(x_i, a_i, t_k)$ . Dabei bezeichnet  $z_i$  die Zustandsübergangsfunk-

tion und kann im Anwendungsfall der Verhaltensplanung beispielsweise durch kinematische Fahrzeugmodelle oder Punktmassenmodelle definiert sein.

- Zieltest: Der Zieltest überprüft, ob ein Zustand einen gültigen Zielzustand darstellt. Im Anwendungsfall der Verhaltensplanung könnte die Bedingung für einen gültigen Zielzustand das Erreichen des Planungshorizonts sein. Erst wenn der letzte Zustand eines Verhaltensplans das Ende des Planungshorizonts erreicht, kann der Plan als vollständig betrachtet werden.
- Kostenfunktion: Bei jedem Zustandsübergang entstehen Kosten, die als negative Formulierung des Nutzens verstanden werden können. Die Abbildung erfolgt durch eine Kostenfunktion  $g_i(x_i, a_i, t_k)$  und kann z. B. Kollisionen zwischen den Fahrzeugen oder starke Beschleunigungen berücksichtigen.

Nach dieser Definition lassen sich die Verhaltenspläne aller in der Planung berücksichtigten Fahrzeuge als Baumstruktur darstellen. Wie in Abbildung 2.5 dargestellt, entsprechen dabei die Zustände den Knoten und die Aktionen den Kanten des Baums. Die Untersuchung eines Knotens, auch Expansion genannt, umfasst die Simulation eines Zeitschritts mit jeder verfügbaren Aktion ausgehend vom Zustand des expandierten Knotens, sowie die Bewertung der Ergebnisse. Der bestmögliche Ablauf einer Verkehrssituation entspricht damit dem Pfad durch den Baum, durch den die geringsten Kosten entstehen.

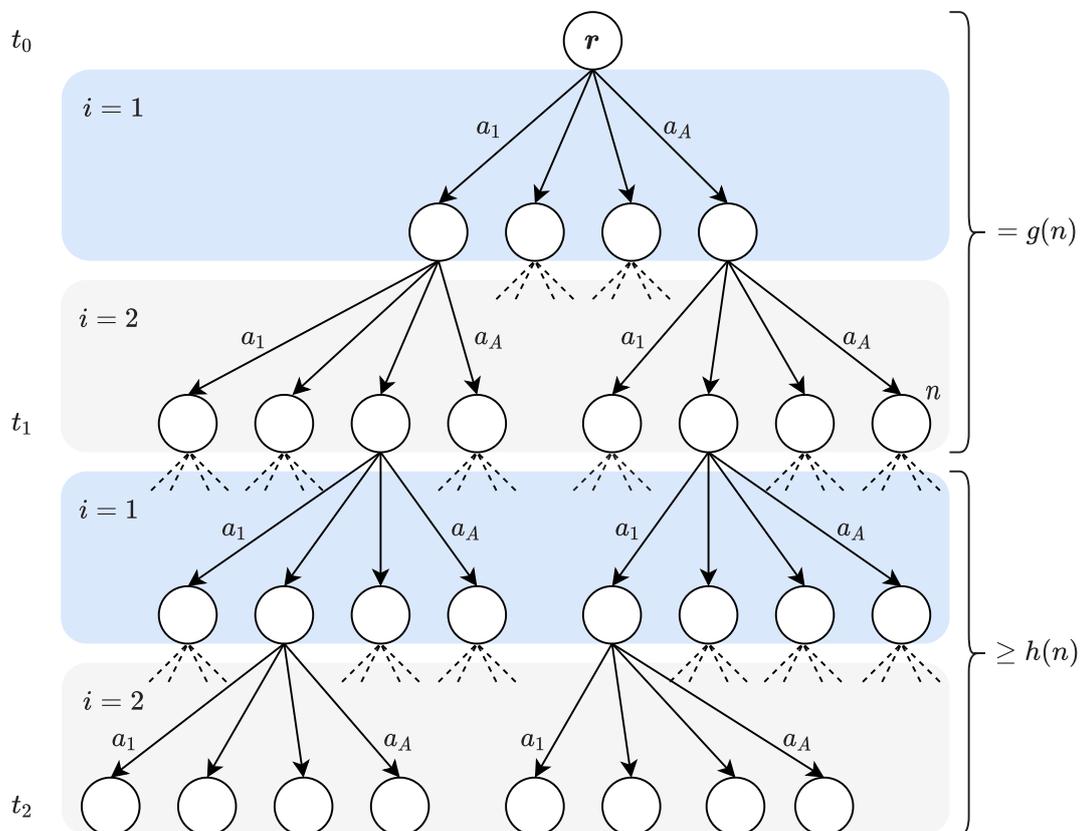


Abbildung 2.5: Verhaltensplan in Baumdarstellung für  $m = 2$  Fahrzeuge ( $i = 1$  und  $i = 2$ ) mit bisherigen Kosten  $g(n)$  und geschätzten zukünftigen Kosten  $h(n)$  des Knotens  $n$  nach Frese und Beyerer [58]

Die Anzahl möglicher Pfade durch den Baum  $n_{\text{pfade}}$  ergibt sich mit der Anzahl an Fahrzeugen  $m$ , der Anzahl an Entscheidungen je Fahrzeug  $T$  und unter der Annahme gleicher Anzahl an Aktionen pro Fahrzeug  $A$  als

$$n_{\text{pfade}} = A^{mT}. \quad (2.1)$$

Für eine beispielhafte Planung mit 7 Aktionen über 8 Zeitschritte für 4 Fahrzeuge beträgt die Anzahl möglicher Pfade  $n_{\text{pfade}} \approx 10^{27}$ . Eine naive Suchstrategie bei der, analog zu den Verfahren aus Kapitel 2.2.1, jede mögliche Kombination an Aktionen simuliert und bewertet wird, ist aufgrund dieser Anzahl an Möglichkeiten nicht zielführend. Daher verwenden Frese und Beyerer [58] für die zentrale Verhaltensplanung im Bereich der Kollisionsvermeidung die Baumsuchverfahren Depth-first Branch and Bound (BB) und  $A^*$ , die nicht die Expansion aller Knoten des Baums erfordern.

Der  $A^*$ -Algorithmus nach Hart et al. [59] findet die optimale Lösung in Form eines Pfads durch den Baum und muss dafür nur einen kleinen Teil aller möglichen Pfade berechnen. Dazu wird eine Heuristik  $h(n)$  verwendet, die die minimalen Kosten eines Pfads von einem Knoten  $n$  bis zu einem Knoten auf Höhe des Planungshorizonts, einem sogenannten Blattknoten, abschätzt (Abbildung 2.5). Mit dieser Heuristik und den bereits angefallenen Kosten  $g(n)$  eines Pfads zum Knoten  $n$  kann der Erwartungswert des Knotens

$$f(n) = g(n) + h(n) \quad (2.2)$$

bestimmt werden. Der Suchalgorithmus expandiert beginnend mit  $r$  denjenigen Knoten, der den geringsten Erwartungswert aufweist. Dieses Vorgehen wiederholt sich, bis ein Blattknoten den geringsten Erwartungswert besitzt. Gilt für die Heuristik, dass diese die tatsächlichen Kosten von  $n$  bis zu einem Blattknoten garantiert unterschätzt, ist die gefundene Lösung der bestmögliche Pfad durch den Baum [57, S. 95 ff.].

Die von Frese und Beyerer [58] verwendete BB-Suche durchquert den Baum in Tiefenrichtung, wobei immer der tiefste Knoten des Baums expandiert und die Heuristik  $h(n)$  ausgewertet wird. Erreicht die Suche einen Blattknoten, wird der Weg durch den Baum sowie die dabei entstehenden Kosten  $g^*$  abgespeichert. Anschließend fährt die Suche mit dem nächsten tiefsten Knoten fort. Summieren sich die erwarteten Kosten  $f(n)$  eines untersuchten Knotens, der keinen Blattknoten darstellt, auf einen Wert größer als  $g^*$ , kann der darunterliegende Teilbaum gestrichen werden, weil jeder Pfad durch diesen Knoten garantiert höhere Kosten aufweisen wird, als die bereits bekannte, zu  $g^*$  gehörende, Lösung. Sind die erwarteten Kosten  $f(n)$  geringer als  $g^*$ , wird der unter dem Knoten liegende Teilbaum weiter expandiert. Erreicht der Algorithmus einen Blattknoten, der geringere Kosten als  $g^*$  aufweist, nimmt  $g^*$  den Kostenwert des neuen Blattknotens an und stellt damit die beste bis zu diesem Zeitpunkt gefundene Lösung dar. Dieses Vorgehen wird wiederholt, bis alle nicht verworfenen Knoten des Baums untersucht und die bestmögliche Lösung gefunden wurden. Dabei beschleunigt das Streichen von Teilbäumen die Suche, weil nicht jeder Knoten des Baums expandiert werden muss.

Der Schlüssel zur effizienten Lösung des formulierten Baumsuchproblems liegt somit in der angewendeten Heuristik für die untere Schranke zukünftiger Kosten. Im Bereich der Kollisionsvermeidung berechnet Frese [60, S. 97 ff.] dazu mögliche auftretende Teilzustände des

Baums im Voraus und leitet daraus die erforderliche Heuristik ab. Was für den Bereich der Unfallvermeidung mit kurzen Planungshorizonten in Teilen sinnvoll einsetzbar ist [60, S. 145], könnte sich für den Bereich der allgemeinen kooperativen Verhaltensplanung jedoch als schwierig erweisen. Eine Alternative zu den auf Heuristiken basierenden Baumsuchverfahren stellt die Monte-Carlo Tree Search (MCTS) dar, die durch die Anwendung in Google Deepminds Go-Computer AlphaGo [61] Popularität erlangte und von Lenz et al. [62] erstmals auf das Problem der kooperativen Verhaltensplanung angewendet wurde. Im Gegensatz zur BB- und A\*-Suche durchsucht der vorgestellte Algorithmus [62] die Knoten des Baums nicht solange, bis die optimale Lösung gefunden wurde, sondern bis zum Erreichen eines festgelegten Zeit-, Iterations-, oder Speicherlimits. Während der Rechenzeit versucht die MCTS dabei die Aktion zu bestimmen, die den größtmöglichen Nutzen verspricht. Der Suchprozess ist in die vier Phasen *Selection*, *Expansion*, *Simulation* und *Backpropagation* gegliedert, die wiederholt durchlaufen werden (Abbildung 2.6). In der Selection wählt der Algorithmus Ebene für Ebene denjenigen Knoten aus, der aktuell den höchsten Erwartungswert besitzt. Hat ein ausgewählter Knoten noch nicht ausgeführte Aktionen, werden diese durch Expansion erzeugt. Um eine Bewertung des neu erzeugten Knotens  $\Delta$  zu erhalten, wird ausgehend von seinem Zustand eine Simulation mit einem vorgegebenen Modell durchgeführt und das Ergebnis bewertet. Lenz et al. [62] verwenden für diesen Zweck das IDM als Simulationsmodell. Die Bewertung des neuen Knotens wird in der Backpropagation an alle Vorgängerknoten weitergeleitet und deren Erwartungswert angepasst. Der Erwartungswert eines Knotens wird als Upper Confident Bound (UCB) [63, S. 5] berechnet, der die durchschnittlichen Bewertungen und die Anzahl aller Simulationen seiner Nachfolgeknoten sowie die Anzahl aller Simulationen berücksichtigt. Dabei steigt der Erwartungswert durch bessere durchschnittliche Bewertungen und sinkt, wenn dieser in der Expansion häufiger durchlaufen wurde. Dadurch findet der Algorithmus die Balance zwischen der Exploration unbekannter und der Exploitation vielversprechender Zustände [63, S. 4]. Die beschriebenen vier Schritte werden bis zum Erreichen des vorgegebenen Limits durchgeführt und anschließend die beste Aktion, beispielsweise die mit den meisten Selektionen, auf der ersten Ebene des Baums ausgewählt. Im dezentralen Ansatz ohne Abstimmung von Lenz et al. [62] werden andere Verkehrsteilnehmer in interagierende und nicht interagierende Fahrzeuge unterschieden. Erstere werden mit einem Set an Aktionen analog zum Ego-Fahrzeug in den Planungsprozess integriert. Die Planung des eigenen Verhaltens erfolgt daher unter der Annahme rationaler Entscheidungen anderer Fahrzeuge im Bezug auf die verwendete Kostenfunktion. Nicht interagierende Verkehrsteilnehmer werden mit dem IDM abgebildet, die aus ihrem simulierten Verhalten entstehenden Kosten jedoch ebenfalls in der Verhaltensplanung des Ego-Fahrzeugs berücksichtigt.

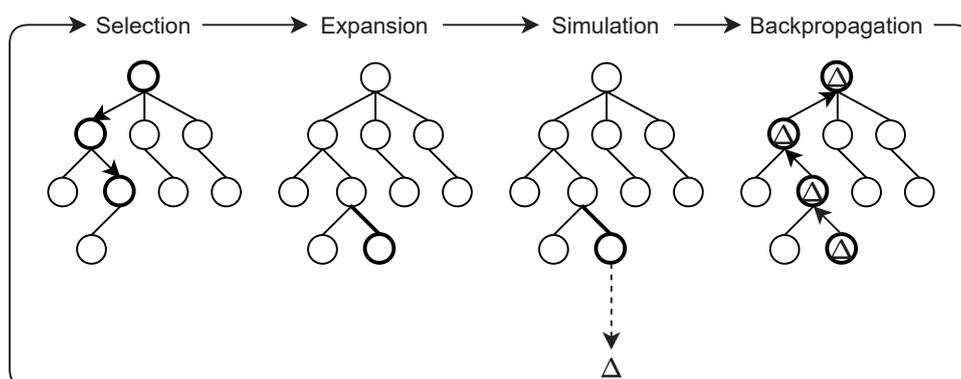


Abbildung 2.6: Eine Iteration des MCTS Verfahrens nach Browne et al. [63]

Aufbauend auf dem von Lenz et al. [62] vorgestellten MCTS Algorithmus für die dezentrale Planung ohne Abstimmung auf Autobahnen erweitern Kurzer et al. [64] den Ansatz um Makroaktionen, die jeweils eine eingeschränkte Auswahl an Aktionen bieten und über festgelegte Anfangs- und Endbedingungen verfügen. Durch diese hierarchische Einschränkung soll die Suche innerhalb der Makroaktionen schneller in Richtung der jeweiligen Endbedingung gelenkt und dadurch eine schnellere Konvergenz erreicht werden. Diese kann im Vergleich mit einem MCTS ohne Makroaktionen jedoch nur für höhere Iterationszahlen gezeigt werden. Die bisher vorgestellten MCTS-Algorithmen sind auf diskrete Aktionen beschränkt. Um diese Einschränkung aufzuheben, zeigen Kurzer et al. [65] eine auf *Progressive Widening* [66] basierende Erweiterung der MCTS, bei der die in einem Zustand verfügbaren Aktionen über die Laufzeit der Suche nicht konstant bleiben, sondern für häufig besuchte Knoten dynamisch erweitert werden. Der daraus resultierende kontinuierliche Aktionsraum soll die kooperative Verhaltensplanung insbesondere in engen Verkehrsräumen, wie beispielsweise dem Stadtverkehr, verbessern.

Im Vergleich zu den in Kapitel 2.2.1 vorgestellten Verfahren ermöglicht die Formulierung der kooperativen Verhaltensplanung als Baumsuchproblem eine strukturierte und feingliedrigere Modellierung der Verhaltenspläne. Da jedoch nicht alle Zustände des Baums expandiert werden müssen, kann die Rechenzeit der Baumsuchverfahren gegenüber den naiven Suchverfahren trotz der feineren Modellierung reduziert werden [58]. Ein weiterer Vorteil besteht durch die Möglichkeit, explizite Modelle zur Abbildung der Fahrzeugdynamik, der Aktionen und der Kosten der Kooperation zu verwenden, wodurch deren Detailgrad an die jeweilige Problemstellung angepasst werden kann [48]. Zudem existieren im Bereich der Baumsuchverfahren Algorithmen, wie beispielsweise die A\*-Suche, die im Rahmen der angewendeten Diskretisierung garantiert die optimale Lösung finden [57, S. 95 ff.]. Um jedoch rechnerische Machbarkeit zu gewährleisten, müssen Aktionen und Zeit nach Frese und Beyerer [48] grob diskretisiert werden, worin der größte Nachteil der Baumsuchverfahren besteht. Im Bereich der kooperativen Verhaltensplanung kann zumindest die grobe Diskretisierung der Zeit als zulässig angenommen werden, weil ein schneller Wechsel von Handlungen aufgrund der Aktuatorbeschränkungen nicht möglich ist [58]. In Verbindung mit einfachen Modellen kann auf diese Weise eine grobe Trajektorie geplant werden, die im Rahmen einer nachgelagerten Trajektorienplanung weiter verfeinert wird [60, S. 76].

Neben der groben Diskretisierung existieren weitere verfahrensspezifische Nachteile. Zu diesen zählen für die Heuristik-basierten Verfahren A\* und BB, dass es trotz geringer durchschnittlicher Rechenzeiten keine Garantie für die Laufzeit der Algorithmen gibt, weil im schlechtesten Fall der gesamte Suchbaum expandiert werden muss [58]. Im Fall des A\*-Verfahrens verbleibt dabei jeder berechnete Knoten bis zum Ende der Laufzeit im Speicher, wodurch dieser schnell ausgelastet wird [57, S. 98 f.]. Dieses Problem umgeht die BB-Suche, erzielt im Vergleich zu A\* jedoch längere Rechenzeiten [58]. Im Gegensatz zu A\* und BB ist die MCTS nicht auf eine Heuristik angewiesen. Dadurch bietet sie sich für Anwendungen an, in denen keine gültige oder effiziente Heuristik gefunden werden kann, erzielt dafür aber keine optimalen Ergebnisse hinsichtlich der getroffenen Entscheidungen [62]. Besonders in Anwendungen mit vielen *Trap states*, in denen gut bewertete Zustände in wenigen Aktionen in schlecht bewerteten Zuständen enden, schneiden Heuristik-basierte Verfahren deutlich besser als die MCTS ab [63, 67, S. 9]. Im Bereich der Verhaltensplanung im Straßenverkehr sind Unfälle ein Beispiel für solche *Trap states*, weil diese negativ bewertet werden, die Entstehung des Unfalls in vorangehenden Zuständen jedoch nicht immer absehbar ist. Daher ist die Wahl eines geeigneten Baumsuchverfahrens eng mit der Existenz einer zulässigen und effizienten Heuristik verknüpft.

### 2.2.3 POMDP-basierte Verfahren

Ein Markov Decision Process (MDP) bezeichnet einen Entscheidungsprozess in einer Folge von Entscheidungen eines als Agenten bezeichneten Entscheidungsträgers. Analog zur Definition eines Baumsuchproblems in Kapitel 2.2.2 besteht der MDP auch aus Zuständen, Aktionen, Zustandsübergangsfunktionen und einer Funktion zur Quantifizierung der Kosten bzw. des Nutzens. Der Unterschied zwischen den Definitionen liegt dabei in der Zustandsübergangsfunktion, die im Fall des Baumsuchproblems deterministisch und im Fall des MDPs stochastisch ist. In anderen Worten führt eine Aktion ausgehend von einem Startzustand in einem Baumsuchproblem zu einem neuen Zustand und in einem MDP zu mehreren möglichen Zuständen, von denen jeder mit einer Wahrscheinlichkeit behaftet ist. Zudem gilt in einem MDP die Markov-Annahme, dass die Wahrscheinlichkeit eines Zustandsübergangs nur vom Ausgangszustand selbst und nicht von dessen Vorgängerzuständen abhängt. Partially Observable Markov Decision Processes (POMDP) erweitern MDPs um teilweise beobachtbare Zustände und die zugehörigen Beobachtungen. Dadurch kennt der planende Agent seinen genauen Zustand nicht, sondern kann nur eine Annahme über mögliche Zustände treffen, in denen er sich gegenwärtig befindet. Diese Annahme wird als Wahrscheinlichkeitsverteilung über alle möglichen Zustände formuliert und *belief state* genannt. Beispiele für unbeobachtbare Zustände im Straßenverkehr können die unbekanntenen Intentionen anderer Verkehrsteilnehmer sein. Die einzige Möglichkeit, auf diese unbekanntenen Intentionen rückschließen zu können, besteht in der Analyse des beobachtbaren Teils des Zustandsraums, beispielsweise des Fahrverhaltens der anderen Verkehrsteilnehmer. Um einen solchen Rückschluss ziehen zu können, verfügen POMDP über ein Beobachtungsmodell, das die Wahrscheinlichkeit der Beobachtung eines bestimmten Verhaltens unter der Voraussetzung einer bestimmten Intention abbildet. Ähnlich zu Baumsuchproblemen kann ein POMDP als Baum dargestellt werden (Abbildung 2.7), wobei die belief states (Kreise) als Menge möglicher Zustände (Punkte) die klassischen Zustände ersetzen. Die Aktionen  $a_i$  enden aufgrund der nur teilweisen Beobachtbarkeit nicht in einem neuen Zustand, sondern in Zufallsknoten (Quadrate), auf die das Beobachtungsmodell angewandt wird. Da dieses Modell nicht deterministisch ist, führen unterschiedliche Beobachtungen  $o_i$  mit der jeweiligen Wahrscheinlichkeit zu unterschiedlichen neuen belief states.

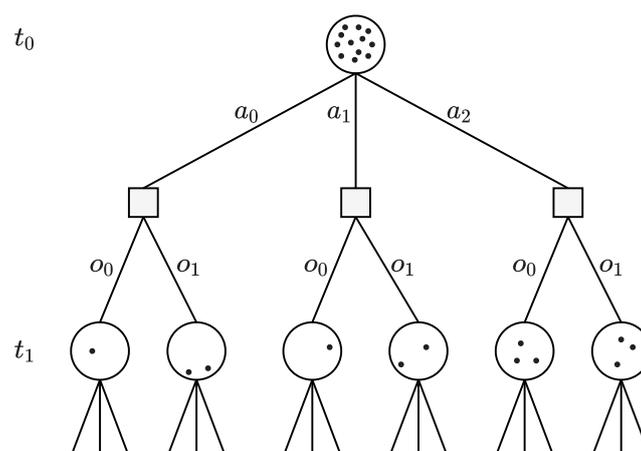


Abbildung 2.7: Baumdarstellung eines POMDP bestehend aus belief states (Kreise), Zuständen (Punkte) und Zufallsknoten (Quadrate) nach Hubmann et al. [68]

Die Vorteile hinsichtlich der Modellierung wahrscheinlichkeitsbehafteter und nicht beobachtbarer Größen, wie Intentionen und Ungenauigkeiten in der Umfeldwahrnehmung, bedingen jedoch eine erhöhte Komplexität des formulierten Problems. Deshalb sind POMDP mit größeren Zustandsräumen nicht optimal lösbar [69, 70]. Um dennoch eine Lösung annähern zu können,

kommen *point-based value iteration* Verfahren zum Einsatz [71]. Diese tasten den Nutzen der belief states anhand einer Vielzahl an Folgen von Aktionen und Beobachtungen punktbasiert ab und aktualisieren die Schätzung des Nutzens einer Aktion iterativ über die Laufzeit des Solvers. Einen detaillierten Einblick in die Funktionsweise des Verfahrens sowie darauf aufbauende Adaptionen bieten Shani et al. [71]. Trotz dieser Verfahren liegt die Dauer der Lösung von POMDP kleiner bis mittlerer Größe im Bereich von Minuten bis zu mehreren Stunden [72, 73]. Um diese Laufzeitproblematik zu umgehen, kommen zwei unterschiedliche Strategien zum Einsatz. Entweder werden die POMDP offline gelöst, um die vorberechnete Lösung zur Laufzeit nur noch anwenden zu müssen, oder alternativ so stark vereinfacht, dass die Lösung dennoch zur Laufzeit (online) möglich ist.

Die Lösung eines POMDP ergibt für jeden betrachteten belief state die Aktion, die den größtmöglichen Nutzen verspricht. Enthält die Lösung alle möglichen Zustände eines Anwendungsszenarios, kann das Fahrzeug innerhalb dieses Szenarios die vorberechneten Lösungen verwenden, um denjenigen belief state der Lösung zu bestimmen, der seinem Zustand am ähnlichsten ist und die hinterlegte Aktion anwenden. Brechtel et al. [74] wenden ein solches Verfahren an, um das Einfädeln in den fließenden Verkehr zu modellieren. Dabei werden die Fahrzeuge auf dem Zielfahstreifen teilweise von der Umgebung verdeckt, was das einfädelnde Fahrzeug durch die Modellierung der teilweisen Beobachtbarkeit in seiner Planung berücksichtigen kann. Als Aktionen stehen eine Beschleunigung und eine Verzögerung mit jeweils festgelegter Höhe zur Verfügung, die Querführung wird durch die Annahme vernachlässigt, dass die Einfädelspuren in den Zielfahstreifen münden. Bai et al. [75] betrachten ebenfalls ein Kreuzungsszenario, wobei die modellierte Unsicherheit in der verrauschten Wahrnehmung anderer Verkehrsteilnehmer besteht. Auch hier wird die Querführung vernachlässigt und die Anzahl der zur Verfügung stehenden Aktionen des Agenten auf zwei begrenzt.

Im Bereich der online-Verfahren werden die Lösungen der POMDP zur Laufzeit berechnet, wodurch deren Zustands- und Aktionsraum stark begrenzt und die Annahme über das Verhalten anderer Verkehrsteilnehmer vereinfacht werden muss. Die Verfahren dieser Kategorie sind daher auf spezielle Anwendungsszenarien zugeschnitten. Beispielsweise adressieren Ulbrich und Mauerer [29, 73] Entscheidungen über Fahstreifenwechsel auf mehrspurigen Fahrbahnen, ohne jedoch die Längsführung zu beeinflussen. González et al. [76] zeigen Fahstreifenwechsel- und Längsführungsszenarien, allerdings anhand getrennter, speziell auf das jeweilige Szenario angepasster POMDP und Hubmann et al. [68, 77] behandeln Kreuzungsszenarien, bei denen das Fahrzeug auf einem vordefinierten Pfad seine Längsdynamik steuert. Einen Sonderweg gehen Cunningham et al. [72] und Galceran et al. [78], indem sie anstatt einfacher Aktionen vordefinierte Regelstrategien anwenden. Ein Beispiel für eine solche Regelstrategie wäre ein Folgefahrmodell, das anstelle eines festen Beschleunigungswert als Aktion hinterlegt wird. Da die Formulierung der Aktionen auf diese Weise unabhängig von den Entscheidungen des Verhaltensplaners auf die Umwelt reagiert, besitzen die Aktionen eine längere Gültigkeit. Hierdurch müssen im Planungsprozess weniger Entscheidungen getroffen werden, was zu verbesserten Rechenzeiten führt.

Im Gegensatz zu den in Kapitel 2.2.1 und 2.2.2 vorgestellten Methoden bieten POMDP die Möglichkeit, teilweise beobachtbare Zustände im Entscheidungsprozess zu berücksichtigen. Dadurch können sie aus den verfügbaren Informationen auf unbekannt Größen, wie beispielsweise die Intention anderer Verkehrsteilnehmer, rückschließen. Diese Form der Modellierung bedingt jedoch eine erhöhte Komplexität, die sich in langen Rechenzeiten auswirkt. Um POMDP dennoch in der Verhaltensplanung einsetzen zu können, werden die Probleme entweder offline vorberechnet oder so weit vereinfacht, dass die Berechnung zur Laufzeit erfolgen kann. Nach

Hubmann et al. [68] besteht der größte Nachteil der offline-Verfahren darin, dass sie jeweils auf ein spezifisches Problem zugeschnitten werden, es durch die hohe Vielfalt an Szenarien im Straßenverkehr jedoch nicht möglich ist, für jede denkbare Situation eine entsprechende Lösung vorzuberechnen. Online-Verfahren benötigen keine Vorberechnung und können daher auch auf unbekannte Situationen reagieren. Durch die begrenzte Rechenzeit stellen sie jedoch immer einen Kompromiss zwischen der Größe des Zustandsraums, der Lösungsqualität und der Länge des Planungshorizonts dar [77]. Für beide Verfahren gilt, dass die bisherigen Anwendungen der POMDP auf einfache Szenarien beschränkt sind [53]. Diesen Eindruck unterstreichen die in diesem Kapitel vorgestellten Implementierungen. Zudem sind diese auf die Anwendung als Planungsverfahren für ein Fahrzeug eingeschränkt, was im exponentiellen Wachstum des Aktionsraums mit der Anzahl der planenden Fahrzeuge begründet sein könnte. Ein weiterer Nachteil besteht im Aufbau der stochastischen Modelle für die Zustandsübergangs- und die Beobachtungsfunktion. Hier müssen entweder Annahmen über die jeweiligen Wahrscheinlichkeiten getroffen oder die Modelle anhand realer Daten erstellt werden.

## 2.2.4 Reinforcement Learning

Basierend auf einer Formulierung als MDP besteht ein Reinforcement Learning (RL) Problem aus einem Agenten und seiner Umgebung, die mittels Aktionen, Belohnungen und Beobachtungen in Verbindung stehen (Abbildung 2.8). Durch die Ausführung von Aktionen beeinflusst der Agent seine Umwelt und kann den neuen Zustand der Umgebung durch seine Beobachtungen verfolgen. Zusätzlich erhält der Agent je nach Zustand der Umgebung eine Belohnung für sein Handeln.

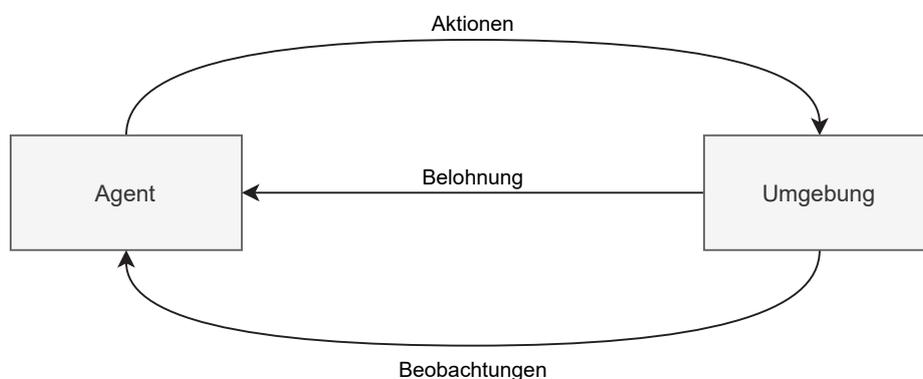


Abbildung 2.8: Aufbau eines RL Problems nach Lapan und Lorenzen [79, S. 29]

Mittels RL kann der Agent durch Interaktion mit seiner Umwelt das Verhalten erlernen, mit dem er in einer unbekanntem Umgebung einen maximalen Nutzen erlangt. Dazu erkundet der Agent den Zustandsraum durch Simulation einer Vielzahl an aufeinanderfolgenden Aktionen. Für jede Simulation erhält er die mit den erkundeten Zuständen assoziierten Belohnungen. Im Gegensatz zu dieser Belohnung umfasst der zu maximierende Nutzen nicht nur die Belohnung des nachfolgenden Zustands, sondern die erwartete Summe aller Belohnungen bis zum Ende des Planungshorizonts. Um von der Belohnung auf den Nutzen eines Zustands zu schließen, können in Problemen mit kleinen Zustands- und Aktionsräumen Tabellen verwendet werden, in denen für jeden Zustand bzw. für jedes Zustands-Aktions-Paar eine Statistik über die Belohnungen nachfolgender Zustände geführt und daraus der durchschnittliche erwartete Nutzen berechnet wird. Beispiele für diese tabellenbasierten Verfahren sind Monte-Carlo-Methoden [80, S. 91] und Temporal Difference Learning [80, S. 119]. Für größere Zustands- und Aktionsräume sind

tabellenbasierte Verfahren jedoch nicht mehr anwendbar, weil die Erzeugung der Statistik eine mehrmalige Simulation jedes Zustands voraussetzt und daher die Rechenzeit zum Erlernen des erwarteten Nutzens aller Zustände zu stark ansteigt [57, S. 845]. Diese Schwierigkeiten können durch die Anwendung von Verfahren umgangen werden, die den erwarteten Nutzen nicht für jeden Zustand berechnen, sondern diesen als Funktion des Zustands approximieren [57, S. 845]. Dadurch sinkt die Anzahl der Parameter, die zur Beschreibung des Nutzens in Abhängigkeit des Zustands benötigt werden. Anstatt für jeden Zustand den korrekten Nutzen zu erlernen, müssen nur die Parameter der gewählten Approximationsfunktion bestimmt werden, wodurch die Anzahl der für das Training benötigten Simulationen und damit die Rechenzeit in machbare Bereiche sinkt. Die Approximation der Nutzenfunktion kann durch unterschiedliche Arten von Funktionen aber auch, wie beim DeepQ-Learning [79, S. 139], durch Neuronale Netze (NN) erfolgen.

Mirchevska et al. [81] verwenden RL, um die Spurwechsel eines Fahrzeugs in einer Verkehrssimulation zu steuern. Der RL-Agent entscheidet dabei nur darüber, ob und in welche Richtung ein Spurwechsel stattfindet, die Umsetzung in die Steuersignale des Fahrzeugs erfolgt durch ein nachgelagertes Modell. Das Ziel des RL-Agenten ist es, so nah wie möglich an seiner Wunschgeschwindigkeit zu fahren und dabei keine Unfälle zu verursachen. Abgesehen von der Unfallvermeidung werden Auswirkungen des eigenen Verhaltens auf andere Verkehrsteilnehmer nicht berücksichtigt. Aufgrund der Größe des betrachteten Zustandsraums wird anstelle von tabellenbasierten Verfahren eine Funktionsapproximation für die Abbildung des Nutzens in Abhängigkeit von Zustand und Aktion angewendet. Die Ergebnisse zeigen, dass die Spurwechselentscheidungen durch RL in den getesteten Autobahnszenarien im Vergleich mit einer regelbasierter Strategie zu höheren Durchschnittsgeschwindigkeit führen, wobei die Funktionsweise der regelbasierten Vergleichsalgorithmus nicht näher erläutert wird.

Ein vergleichbares Ziel verfolgen Hoel et al. [82], indem sie mittels DeepQ-Learning trainierte RL-Agenten mit unterschiedlichen Aktionsräumen und unterschiedlichen NN für die Approximation der Nutzenfunktion vergleichen. Die getesteten Aktionsräume unterscheiden sich jedoch in der Anzahl und Art der Aktionen. Während der kleinere Aktionsraum ebenfalls nur Spurwechselentscheidungen enthält und die Steuerung der Längsdynamik dem IDM überlässt, beinhaltet der größere Aktionsraum drei zusätzliche Aktionen zum Beschleunigen ( $2 \frac{m}{s^2}$ ) sowie zum moderaten und starken Verzögern ( $-2 \frac{m}{s^2}$ ,  $-9 \frac{m}{s^2}$ ). Die zur Approximation der Nutzenfunktion verwendeten NN umfassen Fully Connected Neural Networks (FCNN) und Convolutional Neural Networks (CNN). Das Ziel der Agenten besteht darin, so nah wie möglich an ihrer Maximalgeschwindigkeit zu fahren, ohne dabei Kollisionen zu verursachen oder unnötige Spurwechsel auszuführen. In den getesteten, zufällig erzeugten Autobahnszenarien konnten die RL-Agenten beider Aktionsräume mit FCNN-basierter Approximation nicht alle Szenarien ohne Unfälle abschließen. Im Gegensatz dazu erlernten die CNN-basierten Agenten ein kollisionsfreies Fahrverhalten. Hinsichtlich der erreichten durchschnittlichen Geschwindigkeit zeigte nur der Agent mit großem Aktionsraum Vorteile gegenüber dem als Referenz herangezogenen IDM mit zugehörigem, regelbasiertem Spurwechselmodell Minimize Overall Braking Induced By Lane Changes (MOBIL). Der rein auf Spurwechsel trainierte Agent erreichte vergleichbare Ergebnisse wie die regelbasierten Referenzmodelle.

Diesen Ansatz erweitern Hoel et al. [83] in einer nachfolgenden Arbeit um eine MCTS-basierte Planungsebene. Das Planungsverfahren entspricht in weiten Teilen dem in Kapitel 2.2.2 vorgestellten MCTS-Ansatz mit dem Unterschied, dass die Simulation sowie die Bewertung der Zustände durch eine mittels RL erlernte Approximation der Nutzenfunktion ersetzt werden. Die Ergebnisse zeigen eine verbesserte Leistungsfähigkeit dieses Ansatzes gegenüber reinem RL.

Aufgrund seines Potenzials zur Eliminierung der detaillierten Modellierung von Steuerungsstrategien ist RL einer der aktivsten Bereiche der maschinellen Lernforschung [57, S. 853]. Dieser Vorteil zeigt sich in der Anwendung der Verhaltensplanung für automatisierte Fahrzeuge insbesondere in der Abbildung des Verhaltens anderer Verkehrsteilnehmer. Diese muss in den bisher vorgestellten Methoden explizit als Modell vorliegen, kann jedoch durch RL im Trainingsprozess erlernt werden. Darüber hinaus erlaubt die Verwendung von NN anstatt tabellenbasierter Nutzenfunktionen eine komprimierte Darstellung und Generalisierung des erlernten Wissens.

Die Notwendigkeit einer NN-basierten Approximation der Nutzenfunktion resultiert aus der Größe des Zustandsraums in der Anwendung der Verhaltensplanung automatisierter Fahrzeuge [81] und bringt neben den genannten Vorteilen auch Nachteile mit sich. Zu diesen zählt die Gefahr, dass die zu approximierende Nutzenfunktion nur unzureichend durch NN abgebildet werden kann [57, S. 846]. Einen solchen Fall zeigen Hoel et al. [82] mit der Verwendung von FCNN, die in den getesteten Szenarien kein kollisionsfreies Fahrverhalten erlernen können. Eine weitere Einschränkung ergibt sich aus den für das Training verwendeten Szenarien, weil der mittels RL angelernte Agent nur die Arten von Situationen lösen kann, denen er in der Trainingsphase ausgesetzt war [82]. Weiterführende Studien von Hoel et al. [83] zeigen, dass die reine Anwendung von RL nicht in der Lage ist, einen Planungsalgorithmus zu ersetzen, die approximierten Nutzenfunktion jedoch Vorteile im Zusammenspiel mit einem Planungsalgorithmus bringen kann.

### 2.2.5 Spieltheorie

Anhand der Spieltheorie lassen sich strategische Entscheidungssituationen verschiedener Akteure analysieren [84, S. 9]. Die dabei entstehende strategische Interaktion wird als Spiel und die Akteure als Spieler bezeichnet [85, S. 31]. In der Analyse eines Spiels wird explizit berücksichtigt, dass das Ergebnis eines Spielers auch von den Entscheidungen der anderen Spieler abhängig ist und daher nicht als unabhängig betrachtet werden kann [86, S. 1]. Derartige Situationen treten auch im Bereich des Straßenverkehrs auf, weshalb die Spieltheorie hier zur Lösung vielfältiger Problemstellungen dienen kann [87, S. 152]. In diesem Kontext stellen die involvierten Fahrzeuge die Spieler dar, die über ihr nächstes Fahrverhalten entscheiden und dabei in Interaktion treten. Alle zur Verfügung stehenden Entscheidungen eines Spielers bilden seine Strategiemenge [88, S. 12], die den bisher als Aktionen bezeichneten Handlungsoptionen der Fahrzeuge entsprechen.

Im Gegensatz zu den bisher vorgestellten Ansätzen sucht die Spieltheorie nicht nach der Lösung mit den geringsten Kosten einzelner oder mehrerer Spieler, sondern nach spieltheoretischen Gleichgewichten. Das Konzept der Gleichgewichte kann anhand des Gefangenendilemmas erklärt werden, das im Folgenden in der Ausführung nach Holler et al. [86, S. 2 ff.] dargestellt wird.

Das Gefangenendilemma besteht aus zwei Verdächtigen, die von einem Staatsanwalt eines schweren Verbrechens bezichtigt werden. Da dieser die Schuld der Verdächtigen nicht beweisen kann, lässt er sie getrennt inhaftieren und bietet jedem zwei mögliche Verhaltensweisen: das Verbrechen zu gestehen oder zu schweigen. Gestehen beide Verdächtigen nicht, werden sie wegen minderschwerer Delikte angeklagt, was ihnen geringe Strafen (1 Jahr) einbringt. Gestehen beide erhalten sie höherer Strafen (8 Jahre), die jedoch unter der Höchststrafe des ihnen vorgeworfenen Verbrechens (10 Jahre) liegt. Gesteht nur einer der beiden, erhält der Geständige die geringstmögliche Strafe (3 Monate) und der jeweils andere die Höchststrafe.

Abbildung 2.9 zeigt die Spielmatrix des Gefangenendilemmas, die alle Strategiekombinationen beider Spieler mit den zugehörigen Strafen enthält.

		Verdächtiger 2	
		Nicht gestehen	Gestehen
Verdächtiger 1	Nicht gestehen	1 Jahr für 1, 1 Jahr für 2	10 Jahre für 1, 3 Monate für 2
	Gestehen	3 Monate für 1, 10 Jahre für 2	8 Jahre für 1, 8 Jahre für 2

Abbildung 2.9: Spielmatrix des Gefangenendilemmas [86, S. 2 ff.]

Aus spieltheoretischer Sicht ist ein Gleichgewicht die Strategiekombination, bei der keiner der Spieler einen Anreiz hat, bei gegebener Aktion des Gegenspielers, eine andere Strategie zu wählen. Im Beispiel des Gefangenendilemmas ist dieses Gleichgewicht das Strategiepaar, in dem beide Verdächtigen ein Geständnis ablegen, weil beide Spieler durch eine Verweigerung des Geständnisses bei gleichzeitigem Geständnis des anderen Spielers eine höhere Strafe erhalten. Da die beiden Verdächtigen nicht in der Lage sind bindende Verträge miteinander einzugehen, wird das Gefangenendilemma auch als nicht-kooperatives Spiel bezeichnet. Daher können sie beispielsweise nicht vereinbaren, zu Gunsten einer kürzeren Strafe das Verbrechen nicht zu gestehen. Dabei weisen Holler et al. [86, S. 6] darauf hin, dass auch eine vorherige Absprache der beiden Verdächtigen keinen bindenden Vertrag darstellt, weil die Einhaltung der Verträge nicht exogen durchgesetzt wird. Aufgrund der höheren Strafen beider Spieler im Gleichgewicht (beide gestehen) im Gegensatz zu anderen Strategiekombinationen (z. B. beide gestehen nicht) wird die Lösung des Gefangenendilemmas als ineffizient bezeichnet, was ein typisches Merkmal nicht-kooperativer Spiele ist [86, S. 7].

In der Umsetzung eines spieltheoretischen Planers für die kooperative Verhaltensplanung müssen einerseits die Aktionen der Spieler und andererseits eine Vorschrift zur Berechnung des Nutzens der jeweiligen Strategiekombination für alle Spieler definiert werden. Kim und Langari [89] setzen einen solchen Planer für taktische Entscheidungen auf autobahnähnlichen Straßen zwischen zwei Spielern ein. Die zur Verfügung stehenden Strategien umfassen die Anwendung eines Adaptive Cruise Control (ACC) Reglers und Spurwechselmanöver. Zur Bewertung des Nutzens der Strategiekombinationen werden die Aspekte der Sicherheit, des Spurwechselwunschs und des Folgefahrwunschs der Fahrzeuge berücksichtigt. Die Sicherheit wird anhand der *Virtual Bumper Theory* [90] bewertet, die auf der Größe der Überschneidung eines Sicherheitsbereichs um die Fahrzeuge basiert. Der Nutzen eines Spurwechsels steigt, wenn die Geschwindigkeit in der gegenwärtigen Spur des Fahrzeugs geringer als in benachbarten Spuren ist. Dem entgegen wirkt der Folgefahrwunsch, der bei geringer Abweichung von der erlaubten Maximalgeschwindigkeit den Verbleib in der aktuellen Spur befürwortet.

Talebpour et al. [91] und Meng et al. [92] behandeln ebenfalls autobahnähnliche Szenarien mit zwei Fahrzeugen, legen jedoch einen Fokus auf das Verhalten bei Spurwechseln. Dafür werden den betrachteten Fahrzeugen, in Abhängigkeit ihrer Position zueinander, die Rollen des Spurwechselnden und des Folgefahrzeugs zugewiesen. Ersteres kann sich zwischen einem Spurwechsel und dem Verbleib in seinem aktuellen Fahrstreifen entscheiden. Letzteres kann diesen Spurwechseln durch Verzögern unterstützen oder durch Beschleunigen erschweren.

In den Nutzenfunktionen werden die Sicherheit und mögliche höhere Geschwindigkeiten in angrenzenden Fahrstreifen bewertet, um damit die Spielmatrizen zu befüllen.

Yan et al. [93] präsentieren ein ebenfalls auf Spurwechsel ausgerichtetes spieltheoretisches Framework für zwei Fahrzeuge. Während die feste Rollenverteilung der Spieler und die damit einhergehende Asymmetrie in den verfügbaren Aktionen mit der bisher vorgestellten Literatur [91, 92] vergleichbar ist, unterscheidet sich der Ansatz im Aufbau der Nutzenfunktion. Anstatt diese als feste Funktion darzustellen, kommt ein NN zum Einsatz, das basierend auf der Verkehrssituation die Wahrscheinlichkeit der zur Verfügung stehenden Strategien schätzt. Das Netz wurde mit den Trajektorien des NGSIM-Datensatzes [94] trainiert und dessen Ausgabe als Nutzen in der Spielmatrix verwendet. Yan et al. validieren ihr Modell anhand eines nicht für das Training verwendeten Teils der Daten. Als Vergleichsgröße werden die im Datensatz getroffenen Entscheidungen der Fahrer verwendet, wodurch das Entscheidungsmodell als Klassifikator evaluiert wird. Im Vergleich mit dem von Talebpour et al. [91] vorgestellten Ansatz kann durch die Verwendung der NN-basierten Nutzenfunktion das Entscheidungsverhalten menschlicher Fahrer besser nachgebildet werden.

Der größte Vorteil der spieltheoretischen Betrachtung der Verhaltensplanung besteht im Lösungskonzept der Gleichgewichte. Wenn jeder Spieler seine im Gleichgewicht enthaltene Strategie verfolgt, gibt es für kein Fahrzeug einen Grund, von dieser Strategie abzuweichen. Unter der Annahme rationaler Entscheidungen liefert die Spieltheorie dadurch inhärent eine Prädiktion für das Verhalten anderer Fahrzeuge, auf das die eigene Strategie abgestimmt ist.

Als Nachteil zeigt sich jedoch, dass ein Spiel mehrere Lösungen haben kann und die Annahme über die Strategie der Gegenspieler damit nicht eindeutig sein muss [91]. Des Weiteren kann der Straßenverkehr nicht als kooperatives Spiel modelliert werden, weil die Fahrzeuge keine bindenden Verträge eingehen können. Auch der Einsatz der V2X-Kommunikation gleicht nur einer vorherigen Absprache, die nach Holler et al. [86, S. 6] dadurch nicht die Anforderung eines bindenden Vertrags erfüllt. In der Form der nicht-kooperativen Spiele sind die Gleichgewichte jedoch häufig ineffizient [86, S. 7], wie das Beispiel des Gefangenendilemmas zeigt. Hier wird ersichtlich, dass der kompetitive Kern der Spieltheorie nicht dem Grundgedanken der Kooperation entspricht. Als weiterer Kritikpunkt der spieltheoretischen Modellierung kann die zugrundeliegende Annahme, dass alle Fahrzeuge rational über ihr Verhalten entscheiden [89], eingestuft werden. Insbesondere im Mischverkehr mit menschlichen gesteuerten Fahrzeugen existiert keine Validierung dieser Annahme. Auch von algorithmischer Seite hat die spieltheoretische Verhaltensplanung Nachteile, weil die Aufstellung der Spielmatrix die Simulation aller möglichen Kombinationen der Strategien aller Spieler voraussetzt. Dies führt bei vielen Strategien zu hohen Rechenzeiten oder bei wenigen Strategien zu einer starken Einschränkung des Lösungsraums. Darüber hinaus ist die Lösung für Spiele mit mehr als zwei Spielern problematisch [95]. Dies ist einerseits auf den exponentiellen Anstieg der zu simulierenden Spielausgänge mit der Anzahl der Spieler zurückzuführen und andererseits auf das zur Lösung von Mehrspielerspielen verwendete Standardverfahren [96]. Dieses ermittelt nur eines von mehreren möglichen Gleichgewichten [96, S. 428] und erlaubt daher keine Entscheidung zwischen den existierenden Lösungen, was für die Auswahl des effizientesten Gleichgewichts jedoch von Vorteil wäre.

## 2.3 Prädiktion von Fahrverhalten in der kooperativen Verhaltensplanung

Wie in Kapitel 2.1 dargelegt, ist die Prädiktion des Verhaltens anderer Verkehrsteilnehmer ein zentraler Aspekt der dezentralen Verhaltensplanung. Da es für die Abbildung der Interaktion zwischen dem Ego-Fahrzeug und den umliegenden Verkehrsteilnehmer nicht ausreicht, deren Verhalten als unabhängig von der eigenen Planung anzunehmen und sie dadurch als dynamische Hindernisse zu betrachten, kommen in der kooperativen Verhaltensplanung zwei andere Verfahren zum Einsatz.

Der erste Ansatz besteht darin, das Verhalten der andern Verkehrsteilnehmer im Sinne einer zentralen Planung in die eigene Planung zu integrieren. Treffen diese ihre Entscheidungen rational und spiegelt die angewandte Kostenfunktion ihre taktischen Ziele wider, kann das Verhalten der anderen Verkehrsteilnehmer auf diese Weise abgebildet werden. Neben den vorgestellten Arbeiten aus der Spieltheorie [89, 91–93], gibt es auch im Bereich der Baumsuchverfahren Beispiele für die Anwendung dieses Verfahrens [62]. In allen vorgestellten Umsetzungen ist die Anzahl der auf diese Weise abgebildeten Fahrzeuge auf zwei begrenzt, alle weiteren Verkehrsteilnehmer werden mit dem nachfolgend präsentierten modellbasierten Ansatz dargestellt. Eine mögliche Ursache hierfür liegt im exponentiellen Wachstum des Lösungsraums mit der Anzahl der in die Planung integrierten Fahrzeuge.

Der zweite Ansatz verwendet eine modellbasierte Abbildung der anderen Verkehrsteilnehmer. Basierend auf dem jeweiligen Zustand der Fahrzeuge, kann direkt und ohne Kenntnis der nachfolgenden Zustände deren Verhaltensentscheidung simuliert werden. Auf diese Weise vergrößert sich der Lösungsraum der Planung nicht mit der Anzahl der betrachteten Fahrzeuge. Innerhalb dieser Verfahren kann das IDM aufgrund seiner weiten Verbreitung (z.B. in [46, 47, 56, 62, 82, 83, 91]) als etablierter Standard betrachtet werden. Dieses wird zusammen mit dem zugehörigen Spurwechselmodell MOBIL in den nachfolgenden Kapiteln näher vorgestellt.

### 2.3.1 Improved Intelligent Driver Model

Das IDM nach Treiber et al. [55] ist ein Modell zur mikroskopischen Verkehrssimulation von längsdynamischem Fahrverhalten. Vergleichbar mit einem ACC regelt es bei freier Fahrt die Fahrzeuggeschwindigkeit  $v$  auf den Wert der parametrisierten Wunschgeschwindigkeit  $v_0$  und hält im Falle einer Fahrgasse eine definierte Zeitlücke  $T_{IIDM}$  zum Vorderfahrzeug. Die vom Modell berechnete Beschleunigung  $a$  ist dabei plausibel hinsichtlich Folge- und Annäherungsverhalten, vermeidet durch seine intelligente Bremsstrategie Kollisionen und begrenzt den auftretenden Ruck auf endliche Werte [97, S. 161]. Ein Nachteil des Grundmodells sind jedoch unrealistische Bremsungen in Zuständen, in denen sowohl die Zeitlücke zum Vorderfahrzeug als auch die Geschwindigkeit nahe den vorgegebenen Parametern  $T_{IIDM}$  und  $v_0$  liegen [97, S. 169]. Dieses Verhalten verbessert das Improved Intelligent Driver Model (IIDM) als Nachfolger des IDM, das im Folgenden nach Treiber und Kesting [97, S. 169] dargestellt wird.

Die Grundlage des Folgeverhaltens bildet der gewünschte Abstand zum Vorderfahrzeug

$$s^* = s_0 + \max\left(0, vT_{IIDM} + \frac{v\Delta v}{2\sqrt{a_{IIDM}b_{IIDM}}}\right), \quad (2.3)$$

der in Abhängigkeit der Fahrzeuggeschwindigkeit  $v$ , der Differenzgeschwindigkeit zum Vorderfahrzeug  $\Delta v$  sowie der Parameter für die gewünschte Zeitlücke  $T_{\text{IIDM}}$ , der maximalen Beschleunigung  $a_{\text{IIDM}}$ , der komfortablen Verzögerung  $b_{\text{IIDM}}$  und des minimalen Abstands  $s_0$  berechnet wird. Bei freier Fahrt soll sich die Geschwindigkeit der Wunschgeschwindigkeit  $v_0$  nähern, was durch die freie IIDM-Beschleunigung

$$a_F = a_{\text{IIDM}} \left[ 1 - \left( \frac{v}{v_0} \right)^\delta \right] \quad (2.4)$$

erreicht wird. Hierbei steuert der Beschleunigungsexponent  $\delta$  den Verlauf der Annäherung. Kombiniert werden beide Terme in der Hauptgleichung zur IIDM-Beschleunigung

$$a = \begin{cases} a_{\text{IIDM}}(1 - z^2) & \text{wenn } z = \frac{s}{s^*} \geq 1, \\ a_F \left( 1 - z^{\frac{2a_{\text{IIDM}}}{a_F}} \right) & \text{sonst.} \end{cases} \quad (2.5)$$

Diese unterscheidet die Zustände  $z \geq 1$  (realer Abstand  $s$  kleiner als  $s^*$ ) und  $z \leq 1$  (realer Abstand  $s$  größer als  $s^*$ ), wobei im ersten Fall die Herstellung des Wunschabstands im Vordergrund steht und die Verfolgung der Wunschgeschwindigkeit vernachlässigt wird.

Durch die Parametrierung des Modells können unterschiedliche Arten von Fahrzeugen oder Typen von Fahrern abgebildet werden. Als Standardparameter schlagen die Autoren des IDM und des IIDM für die Abbildung von Pkw- und Lkw-Verhalten die in Tabelle 2.1 gelisteten Werte vor [98]. Zur Anwendung des IIDM als Prädiktionsmodell können die Parameter für jedes abgebildete Fahrzeug individuell auf Basis des beobachteten Verhaltens gewählt werden. Hierzu zeigen Ward et al. [56] einen entsprechenden Ansatz.

Tabelle 2.1: IIDM-Parameter nach Kesting et al. [98]

Parameter	Pkw	Lkw
Maximale Beschleunigung $a_{\text{IIDM}}$	1,4 $\frac{\text{m}}{\text{s}^2}$	0,7 $\frac{\text{m}}{\text{s}^2}$
Komfortable Verzögerung $b_{\text{IIDM}}$	2,0 $\frac{\text{m}}{\text{s}^2}$	2,0 $\frac{\text{m}}{\text{s}^2}$
Wunschgeschwindigkeit $v_0$	120 $\frac{\text{km}}{\text{h}}$	85 $\frac{\text{km}}{\text{h}}$
Zeitlücke $T_{\text{IIDM}}$	1,5 s	2,0 s
Minimaler Abstand $s_0$	2,0 m	4,0 m
Beschleunigungsexponent $\delta$	4	4

### 2.3.2 MOBIL

Das MOBIL-Modell [99] stellt eine Erweiterung des IDM bzw. des IIDM um Spurwechselentscheidungen dar, die auf der Grundlage eines Sicherheits- und eines Anreizkriteriums getroffen werden. Das Sicherheitskriterium berücksichtigt die notwendige Abbremsung eines herannahenden Fahrzeugs auf der Zielspur. Dazu wird, wie in Abbildung 2.10 dargestellt, das wechselwillige Ego-Fahrzeug  $e$  auf die Zielspur projiziert und anhand eines Längsdynamikmodells (z. B. IIDM)

die Reaktion des nachfolgenden Fahrzeugs I ermittelt. Fällt dessen hypothetische Beschleunigung  $\tilde{a}_1$  unter den zulässigen Schwellenwert  $b_{safe}$ , ist das Sicherheitskriterium

$$\tilde{a}_1 \geq b_{safe} \quad (2.6)$$

nicht erfüllt und der Spurwechsel wird nicht durchgeführt. Hierbei kennzeichnet die Tilde hypothetische Beschleunigungen, die nach einem Spurwechsel auftreten würden.

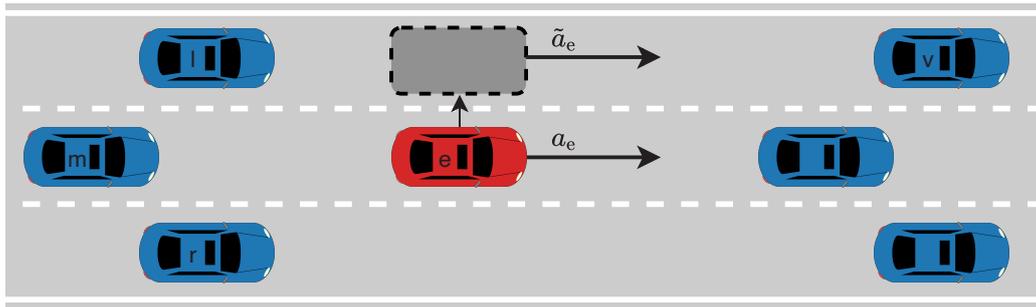


Abbildung 2.10: Spurwechselentscheidung des MOBIL-Modells nach [99]

Das Anreizkriterium ist für Straßenverkehr mit (asymmetrisch) und ohne (symmetrisch) Rechtsüberholverbot getrennt definiert, wobei hier die in Europa vorherrschende asymmetrische Variante vorgestellt wird. Diese beachtet das Rechtsüberholverbot durch Begrenzung der Beschleunigung

$$a_e^{eur} = \begin{cases} \min(a_e, \tilde{a}_e) & \text{wenn } v_e < v_v < v_{krit}, \\ a_e & \text{sonst,} \end{cases} \quad (2.7)$$

falls ein langsames Fahrzeug  $v$  auf der linken Spur existiert und die kritische Geschwindigkeit  $v_{krit}$  überschritten ist. Die kritische Geschwindigkeit kennzeichnet stockenden Verkehr, in dem das Rechtsüberholverbot keine Gültigkeit besitzt, und kann mit  $60 \frac{km}{h}$  angenommen werden [99]. Zudem werden im asymmetrischen Anreizkriterium unterschiedliche Ziele mit den Spurwechseln nach links und rechts verfolgt. Der Spurwechsel nach links dient dem Überholen des Vorderfahrzeugs und berücksichtigt eine mögliche Behinderung des nachfolgenden Fahrzeugs I auf der Zielspur. Überschreiten die hypothetischen Beschleunigungsvorteile des Ego-Fahrzeugs und des mit dem Höflichkeitsfaktor  $0 \leq p \leq 1$  gewichteten Fahrzeugs I die Wechselschwelle  $\Delta a$  und den Asymmetriebeitrag des Rechtsfahrgebots  $a_{bias}$

$$\tilde{a}_e - a_e^{eur} + p(\tilde{a}_1 - a_1) > \Delta a + a_{bias}, \quad (2.8)$$

wird der Spurwechsel ausgeführt. Der Fahrstreifenwechsel nach rechts dient dazu, ein schnelleres Folgefahrzeug überholen zu lassen. Daher werden die Beschleunigungsvorteile des Ego- und des mit  $p$  gewichteten Folgefahrzeugs  $m$  ausgewertet und der Spurwechsel bei Über-

schreitung der Wechselschwelle sowie dem negativen Asymmetriebeitrag verglichen. Ist das Anreizkriterium

$$\tilde{a}_e^{\text{eur}} - a_e + p(\tilde{a}_m - a_m) > \Delta a - a_{\text{bias}}, \quad (2.9)$$

erfüllt, wird der Fahrstreifenwechsel ausgeführt. Tabelle 2.2 zeigt die Standardwerte des MOBIL-Modells nach den Autoren des Modells.

Tabelle 2.2: MOBIL-Parameter nach Treiber et al. [97, S. 201 f.]

Parameter	Pkw	Lkw
Sichere Verzögerung $b_{\text{safe}}$	$-2,0 \frac{\text{m}}{\text{s}^2}$	$-2,0 \frac{\text{m}}{\text{s}^2}$
Spurwechselschwelle $\Delta a$	$0,1 \frac{\text{m}}{\text{s}^2}$	$0,1 \frac{\text{m}}{\text{s}^2}$
Asymmetriebeitrag (Rechtsfahrgebot) $a_{\text{bias}}$	$0,3 \frac{\text{m}}{\text{s}^2}$	$0,3 \frac{\text{m}}{\text{s}^2}$
Höflichkeitsfaktor $p$	0 bis 1	0 bis 1

## 2.4 Bewertung von Kooperation im Straßenverkehr

Die in Kapitel 2.2 vorgestellten Verfahren optimieren das Verhalten von Fahrzeugen im Straßenverkehr. Dabei soll das Fahrzeug sowohl die eigenen Ziele erreichen als auch die anderen Verkehrsteilnehmer bei der Erreichung ihrer Ziele unterstützen. Wie das resultierende Verhalten aussieht, wird daher maßgeblich durch die Definition dieser Ziele beeinflusst. Während menschliche Fahrer eine natürliche Vorstellung der Ziele entwickeln, müssen den Verhaltensplanungsalgorithmen explizit formulierte Ziele in Form einer Kostenfunktion vorgegeben werden. Nach Düring und Pascheka [26] sollte diese die Bereiche Sicherheit, Zeiteffizienz, Energieeffizienz und Komfort abdecken. Im Folgenden wird der Stand der Wissenschaft in der Umsetzung dieser Kostenterme vorgestellt.

Das oberste Ziel der kooperativen Verhaltensplanung ist die Generierung sicherer Verhaltenspläne. Dabei existieren unterschiedliche Konzepte, wie die Sicherheit in der Verhaltensplanung berücksichtigt werden kann. Die einfachste Möglichkeit besteht in der Erkennung von Kollisionen im Planungsprozess bzw. in der Trainingsphase von RL-Agenten [58, 62, 68, 74, 77, 81, 82]. Durch eine negative Bewertung können kollisionsbehaftete Zustände gekennzeichnet und bei der Planung umgangen werden. Da Verkehrszustände nicht erst zum Zeitpunkt einer Kollision sicherheitskritisch sein können, besteht eine weitere Möglichkeit in der Bewertung des räumlichen und zeitlichen Abstands des Ego-Fahrzeugs zu anderen Verkehrsteilnehmern und der Infrastruktur [26, 38, 46, 49, 52, 53, 56, 62, 76, 92]. Dadurch kann den Planungsalgorithmen, neben der negativen Bewertung von Kollisionen, auch eine Verhaltenstendenz in Richtung angemessener Abstände mitgegeben werden. Zusätzlich zum Abstand und der Geschwindigkeit des Ego-Fahrzeugs berücksichtigen Wei et al. [52, 53] die maximale Verzögerung von vorausfahrenden Fahrzeugen, indem sie die Differenz des Bremswegs zum Ego-Fahrzeug in die Sicherheitsbewertung aufnehmen.

Auch für die Bewertung der Zeiteffizienz gibt es in der Literatur unterschiedliche Ansätze. Vergleichbar zum MOBIL-Modell verwenden Talebpour et al. [91] und Meng et al. [92] die in unterschiedlichen Fahrstreifen möglichen Beschleunigungen für die Entscheidung über Spurwechsel. Durch eine höhere Beschleunigung kann das Fahrzeug in Zukunft höhere Geschwindigkeiten

erreichen und dadurch die gleiche Strecke in weniger Zeit zurücklegen. Die beschleunigungs-basierte Bewertung schätzt somit die Auswirkung einer Verhaltensentscheidung auf Basis des aktuellen Zustands ab. Eine detailliertere Bewertung der Zeiteffizienz ermöglicht die Auswertung des Raumgewinns über den festgelegten Planungshorizont [46, 49, 56, 82]. Dieser Ansatz belohnt hohe Durchschnittsgeschwindigkeiten über mehrere Zeitschritte, wodurch die Planungsalgorithmen beispielsweise den Vorteil eines Überholmanövers quantifizieren können. Um zusätzlich zum reinen Zeitgewinn die Bedürfnisse der Fahrer zu berücksichtigen, wird häufig das Konzept der Wunschgeschwindigkeit als Basis der Bewertung der Zeiteffizienz verwendet [26, 38, 62, 68, 76, 77, 81, 83]. Dieser Ansatz bewertet anstatt der absoluten Geschwindigkeit die Abweichung von der für jedes Fahrzeug individuell festgelegten Wunschgeschwindigkeit. Analog zu einem ACC erhalten die Planungsalgorithmen dadurch eine Zielvorgabe für die zu fahrende Geschwindigkeit, anhand derer das Verhalten über zukünftige Zeitschritte geplant werden kann.

Neben der Geschwindigkeit identifizieren Barth und Boriboonsomsin [100] Beschleunigungen als Haupteinflussfaktor auf den Energieverbrauch. Ebenso zeigen die Untersuchungen von Saboohi und Farzaneh [101] sowie El-Shawarby et al. [102] einen negativen Einfluss von hohen Beschleunigungen auf die Kraftstoffeffizienz. Dementsprechend wird häufig die Beschleunigung als Metrik für Energieeffizienz verwendet, wobei keine Unterscheidung zwischen positiven und negativen Beschleunigungen getroffen wird [26, 38, 49, 62]. Darüber hinaus besteht die Möglichkeit, den Energieverbrauch modellbasiert abzubilden [53], was im Stand der Wissenschaft jedoch wenig Anwendung findet.

Die Bewertung des Komforts kann in Längs- und Querrichtung unterschieden werden. Längsdynamisch basiert die Bewertung auf der Beschleunigung in Fahrtrichtung [46, 49, 52, 53, 56, 62] oder auf dem Wechsel zwischen unterschiedlichen Beschleunigungen [68, 77] bzw. dem daraus resultierenden Ruck [78]. In Querrichtung erfolgt die Bewertung ebenfalls auf Basis der Beschleunigung [46, 56] oder auf der Verhaltensebene durch die Anzahl der ausgeführten Spurwechsel [62, 82, 83]. Ein weiterer Ansatz ist die kombinierte Bewertung des längs- und querdynamischen Komforts durch die resultierende Beschleunigung aus Längs- und Querrichtung [26].

Zusätzlich zu den Bewertungsgrößen Sicherheit, Zeiteffizienz, Energieeffizienz und Komfort wird in der aktuellen Forschung auch das Erreichen strategischer Ziele mit in die Bewertung der Verhaltensplanung aufgenommen. Auf diese Weise wird die globale Planungsebene mit der Verhaltensplanung (Abbildung 2.3) verknüpft, wodurch beispielsweise die Wahl der richtigen Spur zum Erreichen einer Ausfahrt in der Verhaltensplanung forciert werden kann [49, 72, 83].

Um die unterschiedlichen Bestandteile zu einer Bewertung zusammenfassen zu können, werden diese anhand von Gewichtungsfaktoren zu einer Metrik fusioniert. Gemein haben die angeführten Veröffentlichungen eine hohe Gewichtung der Sicherheit, wodurch diese nicht durch andere Bestandteile aufgewogen werden kann. Die Wahl der Gewichtungsfaktoren zwischen den restlichen Termen wird in keiner der zitierten Quellen begründet.

Die vorgestellten Bewertungen beziehen sich auf ein einzelnes Fahrzeug. Um neben dem Ego-Fahrzeug auch die anderen Verkehrsteilnehmer im Sinne kooperativen Verhaltens mit in der Bewertung zu berücksichtigen, muss die Kostenfunktion für jedes betrachtete Fahrzeug ausgewertet werden. Um die Bewertungen aller Fahrzeuge zu einem Maß zusammenzufügen, kommt in der Literatur auch hier eine Gewichtung zum Einsatz. Aus der Perspektive des Ego-Fahrzeugs gehen die eigenen Kosten vollständig und die Kosten anderer Fahrzeuge mit einem Kooperationsfaktor  $0 \leq \lambda \leq 1$  in die Gesamtbewertung ein [62, 64, 65]. Dabei kann das Verhalten zwischen reinem Egoismus ( $\lambda = 0$ ) und vollständiger Kooperation ( $\lambda = 1$ ) variieren.

## 2.5 Testszzenarien für kooperative Verhaltensplanung

Die Generierung von Testszzenarien für automatisierte Fahrzeuge ist Gegenstand aktueller Forschung. Dabei liegt der Fokus der meisten Veröffentlichungen [103–106] auf kritischen Szenarien, die zur Absicherung automatisierter Fahrzeuge benötigt werden. Darüber hinaus stellen Althoff et al. [107] mit dem CommonRoad-Framework eine Plattform zur Verfügung, mit der Bewegungsplanungsprobleme für automatisierte Fahrzeuge erstellt, berechnet und die Ergebnisse verglichen werden können.

Szenarien für den Test der kooperativen Interaktion mit anderen Verkehrsteilnehmern stehen weniger im Vordergrund, als sicherheitsrelevante Szenarien. Erste Ansätze in diesem Bereich schlagen eine künstliche Generierung von Testszzenarien vor. Lizenberg et al. [108] verwenden die Verkehrssimulation SUMO [109], um aus dem simulierten Verkehr Szenarien zu extrahieren, die aus Sicht der Kooperation interessant sind. Dazu wird ein Bereich des simulierten Verkehrsnetzes bestimmt, in dem kooperative Interaktion zu erwarten ist. Mit jedem neuen Fahrzeug das den Bereich betritt, entsteht ein neues TestszENARIO, das von den zu testenden Planungsalgorithmen in einer Co-Simulation abgebildet und deren Ergebnis bewertet wird. Hallerbach et al. [110] erzeugen Testszzenarien, indem sie in einem ersten Schritt ein logisches Szenario [111] aufbauen, das eine Szenarienbeschreibung anhand von Parameterbereichen darstellt und dabei mögliche Szenarien einschränkt. Durch statistische Variation der Parameter aus den vordefinierten Bereichen entstehen konkrete Szenarien [111], die anhand von Metriken in geeignete und ungeeignete Szenarien klassifiziert werden. Beide Methoden haben die Gemeinsamkeit, dass der Rahmen, innerhalb dessen Szenarien entstehen können, vordefiniert ist. Dieser Rahmen wird in der ersten Methode durch das Verhaltensmodell der Verkehrssimulation und in der zweiten Methode durch die vordefinierten Parameterräume bestimmt. Die Wahrscheinlichkeit ist daher hoch, dass mit beiden Methoden nicht alle in Realität auftretenden Szenarien identifiziert werden. Auf der anderen Seite besteht, insbesondere bei der zufälligen Generierung von Szenarien, die Gefahr, dass Situationen entstehen, die im realen Straßenverkehr nicht auftreten. Darüber hinaus wird in keiner der Methoden geprüft, ob die erzeugten Szenarien tatsächlich kooperatives Verhalten erfordern und damit als TestszENARIO für kooperative Verhaltensplanungsalgorithmen geeignet sind.

Des Weiteren zeigen beide Ansätze nur ein Vorgehen zur Generierung von Testszzenarien, liefern aber keinen Szenariendatensatz, anhand dessen die Funktionsfähigkeit von Planungsalgorithmen nachgewiesen und verglichen werden kann. Um dennoch die Vorteile des jeweiligen Algorithmus darstellen zu können, kommen im Stand der Wissenschaft meist einzelne Testszzenarien zum Einsatz [26, 38, 46, 51, 52, 56, 58, 60, 62, 64, 65, 68, 72, 74, 76–78]. Als weiteren Ansatz, der den Test von Planungsalgorithmen in einem größeren Maßstab erlaubt, werden vergleichbar mit Hallerbach et al. [110], eine Vielzahl statistisch parametrierter Simulationen innerhalb eines festgelegten logischen Szenarios verwendet [49, 53, 81–83].

Eine weitere Möglichkeit der Testung zeigen Wei et al. [52] durch die Anwendung ihres Planungsalgorithmus in einer Verkehrssimulation, die eine statistische Auswertung verkehrsbezogener Kennzahlen, wie beispielsweise der Ankunftszeit oder der Anzahl an Spurwechseln, ermöglicht. Da diese Vorgehensweise die gleichzeitige Berechnung einer Vielzahl an Planungsinstanzen über einen längeren Zeitraum bedingt, ist die Bewertung anhand von Verkehrssimulationen als ineffizienter einzuschätzen als szenarienbasierte Ansätze. Zudem wird die Analyse und der Vergleich unterschiedlicher Verhaltensplaner erschwert, weil in jeder Simulation unterschiedliche Situationen auftreten.

## 2.6 Bewertung V2X-basierter Funktionen

Das Ziel der vorliegenden Arbeit ist die Bewertung der V2X-basierten Verhaltensabstimmung zwischen automatisierten Fahrzeugen. Erste Evaluationen V2X-basierter Funktionen beziehen sich jedoch auf Systeme zur Information und Warnung des Fahrers, z. B. vor Stauenden und Hindernissen auf der Fahrbahn [31–33]. Da diese Systeme nicht in die Fahrzeugführung eingreifen, sondern rein informativen Zwecken dienen, kann ihr Wirken nicht mit den im Fokus dieser Arbeit stehenden Verhaltensplanungsalgorithmen verglichen werden.

Als erste Systeme, die Teile der Fahraufgabe übernehmen, steuern ACC-Systeme die Längsdynamik von Fahrzeugen, indem sie die Fahrzeuggeschwindigkeit bei freier Fahrt auf einen zuvor eingestellten Wert regeln und im Falle eines langsameren Vordermanns eine festgelegte Zeitlücke einhalten. CACC-Systeme erweitern dieses Prinzip durch eine V2X-basierte Kommunikation der Beschleunigung des Vorderfahrzeugs, um damit die Längsregelung zu verbessern. Dabei wird die Beschleunigung im vorausfahrenden Fahrzeug durch Bordsensorik gemessen und per V2X an das Folgefahrfahrzeug übermittelt. Als Vorteile der Technologie sind neben verbesserter Sicherheit auch geringere Zeitlücken sowie ein verringerter Energieverbrauch durch Vermeidung unnötiger Brems- und Beschleunigungsvorgängen zu erwarten [112]. Diese unnötigen Bremsungen und Beschleunigungen stellen Schwingungen in der Geschwindigkeit der Fahrzeuge dar, die durch plötzliche Geschwindigkeitsänderungen des Vorderfahrzeugs ausgelöst werden. Verstärkt sich die Amplitude der Schwingung mit jedem weiteren Folgefahrfahrzeug, was z. B. bei ACC-Regelern der Fall ist, verhalten sich die Fahrzeuge nicht String-stabil [113]. Ploeg et al. [114] evaluieren ihr CACC Regler-Design anhand einer mit WLAN-V2X ausgestatteten Flotte an Testfahrzeugen. Sie leiten auf Basis der Verzögerung der V2X-Signale von 150 ms eine minimal mögliche Zeitlücke von 0,7 s her, mit der sie ihre Versuche durchführen. Die Ergebnisse zeigen neben der Möglichkeit der Zeitlückenreduktion ein String-stabiles Verhalten der Fahrzeuge, wodurch keine unnötigen Geschwindigkeitsänderungen auftreten. Ähnliche Ergebnisse präsentieren Milanés et al. [115] ebenfalls anhand einer Realfahrzeugstudie. Im Vergleich zu einem Serien-ACC, bei dem das vierte Folgefahrfahrzeug aufgrund der induzierten Geschwindigkeitsänderungen um Faktor 3 stärker verzögern muss, zeigt der vorgestellte CACC-Regler trotz einer Verringerung der Zeitlücke von 1,1 s auf 0,6 s keinen Anstieg der Amplitude. Das Ausmaß der Energieeinsparung durch die Reduktion von Brems- und Beschleunigungsvorgängen untersuchen Schmied et al. [116] auf Basis eines Landstraßenfahrzyklus. Dabei stellen sie einen um 15,8 % verringerten Kraftstoffverbrauch des mit CACC ausgestatteten Folgefahrfahrzeugs gegenüber dem vorausfahrenden Fahrzeug fest. Jedoch ist zu beachten, dass die CACC-Systeme hierbei nur zum Teilen von Informationen und nicht zur Abstimmung von Verhaltensweisen zwischen den Fahrzeugen verwendet wird.

Ein weiterer Vorteil auf regelungstechnischer Ebene ist die Reduktion der Zeitlücke zum vorausfahrenden Fahrzeug. Eine Abschätzung des Nutzens reduzierter Zeitlücken aus Sicht des Verkehrsflusses kann auf Basis der von Friedrich [117, S. 331 ff.] vorgestellten Formeln getroffen werden. Ziel seiner Untersuchung ist die theoretische Herleitung der Erhöhung des Verkehrsflusses durch automatisierte Fahrzeuge im Vergleich mit von Menschen gefahrenen Fahrzeugen. Dabei wird für menschliche Fahrer basierend auf empirischen Untersuchungen eine Zeitlücke von 1,15 s und für automatisierte Fahrzeuge eine als technisch realisierbare und gleichzeitig von Passagieren akzeptierte Zeitlücke von 0,5 s angenommen. Die Ergebnisse zeigen, dass sich die maximale Kapazität eines Autobahnquerschnitts bei rein autonomem Pkw-Verkehr und einer zugrundeliegenden Geschwindigkeit von  $130 \frac{\text{km}}{\text{h}}$  um 78 % im Vergleich zu menschlich gesteuerten Fahrzeugen erhöht. Im Fall von autonom gesteuerten Lkw liegt

der Kapazitätswachst bei 40 %, wobei von einer Geschwindigkeit von  $80 \frac{\text{km}}{\text{h}}$  ausgegangen wird. Über den Einfluss von Mischverkehr zwischen automatisierten und manuell gesteuerten Fahrzeugen trifft die Studie keine Aussage. Auch die durch unterschiedliche Geschwindigkeiten von Pkw und Lkw zwangsläufig entstehende Interaktion sowie variierende Geschwindigkeiten innerhalb der Fahrzeuggruppen finden in der Analyse keine Berücksichtigung. Dadurch wird das Fahrverhalten der Verkehrsteilnehmer sowie deren Kooperation untereinander vernachlässigt.

Wird die Zeitlücke zwischen hintereinander fahrenden Fahrzeugen weiter bis auf wenige Meter reduziert, können insbesondere Lkw von einem reduzierten Luftwiderstand profitieren. Diese als Platooning bezeichnete Fahrweise reduziert den aerodynamischen Widerstand des hinterherfahrenden Fahrzeugs um bis zu 60 % [118]. Die daraus resultierende Kraftstoffersparnis wurde in zahlreichen wissenschaftlichen Arbeiten untersucht und liegt im Bereich von 9,7 % bis 10 % [119–121]. Auch das vorausfahrende Fahrzeug profitiert durch Platooning von einem verringerten Luftwiderstand, der durch einen erhöhten Druck im Bereich der Lücke zum Hinterfahrzeug entsteht [122]. Hier liegt das Energieeinsparungspotential im Bereich von 4,0 % bis 5,3 % [119, 120]. Jedoch stellen die angeführten Ergebnisse die höchstmöglichen Einsparungspotentiale bei Idealbedingungen dar. Auch das Auftrennen und Wiederaufbauen des Platoons, das durch die Interaktion mit anderen Verkehrsteilnehmern im realen Verkehr, z. B. bei Auf- und Abfahrten, notwendig ist, wird vernachlässigt. Tests der Daimler Truck AG unter realitätsnahen Bedingungen zeigen, dass das tatsächliche Einsparpotential nicht ausreicht, um ein Geschäftsmodell für Kunden darzustellen, weshalb der Lkw-Hersteller seine Entwicklung im Bereich Platooning eingestellt hat [123].

Neben den Vorteilen der V2X-Kommunikation in der reinen Längsregelung können auch automatisierte Fahrfunktionen mit integriertem Spurwechselverhalten von der erweiterten Wahrnehmung profitieren. Ist diese nicht mehr auf die eigene Bordsensorik beschränkt, können auch Verkehrsteilnehmer wahrgenommen werden, wenn diese durch andere Fahrzeuge verdeckt sind. In solchen Fällen können V2X-basierte Dienste den Bewegungszustand eines Fahrzeugs via CAM aussenden, wodurch dieses von anderen Fahrzeugen unabhängig von räumlichen Verdeckungen wahrgenommen werden kann. Ist das verdeckte Fahrzeug nicht mit V2X-Kommunikation ausgestattet, kann es seinen Bewegungszustand nicht direkt teilen. Jedoch kann es von einem dritten Fahrzeug wahrgenommen und via CPS für andere sichtbar gemacht werden. Inwieweit diese kollektive Perzeption mit CPS-Nachrichten eine Verbesserung der Fahrzeugwahrnehmung bewirkt, untersuchen Günther et al. [124] anhand von Verkehrssimulationen mit unterschiedlicher Marktdurchdringung der mit V2X (CAM und CPS) ausgestatteten Fahrzeuge. Ihre Ergebnisse zeigen, dass CPS-Nachrichten hauptsächlich bei geringer Marktdurchdringung Vorteile gegenüber der Ausstattung mit Bordsensorik und CAM-Diensten aufweisen, weil mit steigendem Anteil der V2X-Ausstattung mehr Fahrzeuge selbst in der Lage sind, ihren Bewegungszustand via CAM zu teilen, und daher auch ohne CPS wahrgenommen werden können. Inwiefern zusätzlich wahrgenommene Fahrzeuge zu einer Verbesserung des Fahrverhaltens beitragen, untersuchen Kamal et al. [125]. Die vorgestellte automatisierte Fahrfunktion prädiziert die Trajektorien der via V2X-Kommunikation wahrgenommenen Umgebungsfahrzeuge und bezieht diese in die Planung des eigenen Fahrverhaltens ein. Im untersuchten Einfädelszenario erreichten die kommunizierenden Fahrzeuge bei 50 % Ausstattungsrate um bis zu 11,0 % höhere durchschnittliche Geschwindigkeiten und verbrauchten dabei 14,3 % weniger Kraftstoff verglichen mit dem in Kapitel 2.3 vorgestellten mikroskopischen Fahrermodell.

Einen Schritt weiter gehen Hyldmar et al. [126], indem sie zusätzlich zum Bewegungszustand der Fahrzeuge auch Nachrichten über geplante Spurwechsel an den Umgebungsverkehr versenden. Dies ermöglicht anderen Verkehrsteilnehmern, frühzeitig auf Spurwechsel zu reagieren. Dazu

wird das wechselnde Fahrzeug in seinen zukünftigen Fahrstreifen projiziert und in der IDM-basierten Längsregelung als mögliches neues Vorderfahrzeug berücksichtigt. Die Evaluation dieses Ansatzes erfolgt in einem Testaufbau mit 16 Modellfahrzeugen, die auf einer zweispurigen, geschlossenen Strecke fahren. Zu Beginn des Szenarios bremst eines der Fahrzeuge bis in den Stillstand, blockiert damit einen der Fahrstreifen und erzeugt dadurch für die restlichen Fahrzeuge einen Anreiz zum Wechseln der Fahrspur. Mit Kommunikation der Spurwechsel erreichen die Fahrzeuge einen um 35 % bis 42 % höheren Verkehrsfluss an der Engstelle. Als Einschränkung der Untersuchung ist hierbei jedoch zu beachten, dass die Kommunikation der Spurwechsel erst mit deren Beginn kommuniziert wird, und dass das spurwechselnde Fahrzeug seine Verhaltensentscheidung nur mitteilt und diese nicht mit anderen Verkehrsteilnehmern abstimmt. Darüber hinaus basiert das Verhaltensmodell der verwendeten Fahrzeuge auf dem IDM und dem MOBIL-Modell, die keine Vorausplanung des Fahrverhaltens ermöglichen. Aus diesen Gründen sind die Aussagen der Untersuchung der Regelungsebene des Straßenverkehrs und nicht der Verhaltensplanung zuzuordnen.

Die Übersicht der Literatur im Bereich der Bewertung kooperativer Systeme im Straßenverkehr zeigt vielversprechenden Ergebnisse hinsichtlich des Nutzens der V2X-Kommunikation auf regelungstechnischer Ebene und in der Erweiterung der Fahrzeugwahrnehmung. Jedoch kann der aktuelle Stand der Forschung bisher nicht beantworten, welche Vorteile die V2X-Kommunikation in der kooperativen Abstimmung des Fahrverhaltens zwischen mehreren Fahrzeugen bringen kann.

## 2.7 Ableitung der Fragestellung

Der dargelegte Stand der Wissenschaft im Bereich der Bewertung V2X-basierter Funktionen im Straßenverkehr umfasst unterschiedliche Anwendungen. Dazu zählen Systeme, die den Fahrer über den Status der Umwelt informieren und vor Gefahren warnen [31–33], sowie Funktionen die durch das Bereitstellen zusätzlicher Informationen eine verbesserte automatisierte Fahrzeugführung zum Ziel haben. Letztere lassen sich in Funktionen unterteilen, die auf der Regelungsebene und der Verhaltensplanungsebene agieren. Auf regelungstechnischer Ebene kann durch den Einsatz von CACC-Systemen die Zeitlücke zwischen Fahrzeugen reduziert werden [114–116]. Die Auswirkung der Reduktion der Zeitlücken auf den Verkehrsfluss schätzt Friedrich [117] auf makroskopischer Ebene ab. Dabei wird jedoch die Interaktion zwischen den Fahrzeugen vernachlässigt, die durch unterschiedliche Geschwindigkeiten zwangsläufig entsteht, und daher für eine realistische Bewertung mit einbezogen werden müsste.

Im Gegensatz zur Regelungsebene ermöglicht die V2X-Kommunikation auf der Verhaltensebene nicht nur eine erweiterte Kenntnis des Zustands bekannter Fahrzeuge, sondern auch die Wahrnehmung von Objekten, die nicht durch die Bordsensorik erfasst werden können. Der Vorteil dieser erweiterten Wahrnehmung ist bereits Gegenstand aktueller Forschung [124, 125].

Über die erweiterte Wahrnehmung hinaus, bietet die V2X-Kommunikation auch die Möglichkeit der Abstimmung zwischen zwei oder mehreren Verkehrsteilnehmern. Die Untersuchungen dieser Abstimmung beschränken sich im Stand der Wissenschaft jedoch auf Platooning-Funktionen [119–121]. Zusätzlich zum Platooning ermöglicht die V2X-basierte Abstimmung jedoch auch Absprachen in Bezug auf das zukünftig geplante Fahrverhalten, um potentielle Konflikte im Vorfeld zu lösen und dadurch die Sicherheit sowie die Zeit- und Energieeffizienz des Straßenverkehrs zu erhöhen. Wie hoch die möglichen Vorteile dieser Verhaltensabstimmung ausfallen, kann

der Stand der Wissenschaft noch nicht beantworten. Dass sich jedoch nicht jede Erwartung an eine vielversprechenden Zukunftstechnologie erfüllt, zeigt das Beispiel des Platoonings und der Einstellung dessen Entwicklung bei einem der branchenführenden Fahrzeughersteller [123]. Daher sollte die Frage nach der Quantifizierung der Vorteile neuartiger Systeme vor der Serienentwicklung und der Markteinführung geklärt werden, woraus sich die Forschungsfrage der vorliegenden Arbeit ableitet.

Wie groß sind bei automatisierten Fahrzeugen die Vorteile einer kooperativen Verhaltensplanung mit kommunikationsgestützter gegenüber einer kommunikationslosen Abstimmung auf Autobahnen?

Die Beantwortung dieser Frage ist eine notwendige Voraussetzung, um die Vorteile der kommunikationsbasierten Verhaltensplanung den damit einhergehenden Nachteilen wie Kompatibilität, Kosten und Kanallast (Kapitel 1) gegenüberstellen und eine fundierte Entscheidung für oder gegen die Technologie treffen zu können.



# 3 Methodik

Neben dem methodischen Aufbau der Arbeit schildert dieses Kapitel die zur Beantwortung der Forschungsfrage angewandte Methodik. Diese gliedert sich in die Vorstellung der verwendeten Simulationsumgebung, die Herleitung einer Metrik zur Bewertung kooperativen Verhaltens im Straßenverkehr, die Entwicklung der zu vergleichenden Verhaltensplanungsalgorithmen mit bzw. ohne die Möglichkeit kommunikationsbasierter Abstimmung sowie die Generierung relevanter Testszenarien für die Bewertung kooperativer Verhaltensplanung.

## 3.1 Methodischer Aufbau

Das Ziel der vorliegenden Arbeit ist der Vergleich von kommunikationsbasierten und kommunikationslosen Verfahren zur kooperativen Verhaltensabstimmung bei automatisierten Fahrzeugen. Um diesen Vergleich durchführen zu können, werden die folgenden fünf Themenbereiche methodisch behandelt:

- *Simulationsumgebung*: Um die beiden Arten der Verhaltensplanung miteinander vergleichen zu können, müssen diese in einer Testinstanz implementiert werden. Aufgrund der höheren Flexibilität gegenüber Realfahrzeugtests, wird der Vergleich in der Simulation durchgeführt. Um die im Fokus der Arbeit stehenden Abläufe auf der Verhaltensplanungsebene des Straßenverkehrs unabhängig von der nachgelagerten Ebene der Trajektorienplanung betrachten zu können, besteht der erste Themenbereich in der Entwicklung einer dafür geeigneten Simulationsumgebung.
- *Metrik für Kooperation*: Als Grundlage des Vergleichs wird eine Metrik benötigt, die den Begriff der Kooperation im Kontext Straßenverkehr definiert und eine Bewertung auf Basis des generierten Verhaltens ermöglicht. Wie Kapitel 2.4 zeigt, existieren unterschiedliche Ansätze zur Bewertung kooperativen Verhaltens, von denen sich jedoch keiner als Standard etablieren konnte. Zudem stammen die vorgestellten Metriken aus Veröffentlichungen über Verhaltensplanungsalgorithmen, in denen die angewandte Metrik nicht im Fokus steht und daher weder begründet noch hergeleitet wird. Daher ist die Entwicklung einer Metrik zur Bewertung kooperativen Verhaltens im Straßenverkehr das Ziel des zweiten Themenbereichs.
- *Verhaltensplanung mit Abstimmung*: Die Bewertung der kooperativen Verhaltensplanung mit kommunikationsbasierter Abstimmung erfordert deren Umsetzung als Verhaltensplanungsmodell. Wie Kapitel 2.2 jedoch zeigt, gibt es unterschiedliche Ansätze zur Umsetzung einer dezentralen Verhaltensplanung mit Abstimmung, von denen sich keiner als Stand der Wissenschaft etablieren konnte. Daher kann durch die Nachimplementierung der aufgezeigten Ansätze keine allgemeingültige Aussage bezüglich der Leistungsfähigkeit kommunikationsbasierter Verhaltens-

abstimmung getroffen werden. Im Sinne der Forschungsfrage steht jedoch auch nicht die Bewertung eines konkreten Ansatzes, sondern die Bewertung des Potentials abstimmungsbasierter Verhaltensplanung im Vordergrund. Um dieses Potential nicht durch einen schlecht gewählten Ansatz zu unterschätzen, muss die Verhaltensplanung mit Abstimmung unter der Annahme der bestmöglichen Umsetzung evaluiert werden. Diese bestmögliche Umsetzung setzt voraus, dass sich alle Fahrzeuge kooperativ verhalten, und diese in jeder Verkehrssituation durch gemeinsame Planung die optimale Lösung finden. Dabei spielt es keine Rolle, ob die optimale Lösung durch eine dezentral auf alle Fahrzeuge verteilte Planung oder auf zentrale Weise durch eine einzelne planende Instanz berechnet wird. Daher kann die dezentrale Verhaltensplanung mit Abstimmung im Rahmen der gestellten Forschungsfrage durch eine zentrale Verhaltensplanung abgebildet werden, sofern diese eine optimale Lösung von Verkehrsszenarien ermöglicht. Da in der bisherigen Forschung kein Planungsalgorithmus existiert, der diese Anforderung erfüllt, ist der Aufbau eines optimalen Verhaltensplaners das Ziel des dritten Themenbereichs.

- *Verhaltensplanung ohne Abstimmung:* Um einen intern validen Vergleich der Verhaltensplaner mit und ohne Abstimmung zu gewährleisten, muss auch letzterer Verkehrsszenarien, im Rahmen seiner Kenntnis über das Verhalten anderer Fahrzeuge, optimal lösen können. Daher wird der gleiche Planungsalgorithmus verwendet, der hier jedoch jedes Fahrzeug einzeln steuert, anstatt eine gemeinsamen Bewegungsplanung aller Fahrzeuge durchzuführen. Unbekannt ist dabei das Verhalten der anderen Verkehrsteilnehmer, das in Abhängigkeit des Verhaltens des Ego-Fahrzeugs prädiziert werden muss. Daher ist das Ziel des vierten Themenbereichs, eine dezentrale Version des zuvor entwickelten zentralen Planungsalgorithmus aufzubauen, die durch Implementierung eines Prädiktionsverfahrens nicht auf kommunikationsgestützter Abstimmung basiert.
- *Testszenarien:* Um beide Arten der kooperativen Verhaltensplanung miteinander vergleichen zu können, müssen diese auf Kooperation erfordernden Testfällen simuliert werden. Für eine realitätsnahe Aussage des Vergleichs, sollten die Tests reale kooperative Verkehrssituationen enthalten und dabei die Vergleichbarkeit beider Ansätze ermöglichen. Aus Gründen der Vergleichbarkeit scheidet die Anwendung der Verhaltensplanungsmodelle in einer Verkehrssimulation mit anschließender Bewertung anhand makroskopischer Verkehrskennzahlen aus, weil hier mit jedem Verhaltensplaner unterschiedliche Situationen entstehen. Die erforderliche Vergleichbarkeit erreichen nur szenarienbasierte Testverfahren. Die bestehenden Ansätze dieses Bereichs umfassen jedoch nur Methoden zur künstlichen Erzeugung von Testszenarien, die die Notwendigkeit von kooperativem Verhalten innerhalb der Szenarien nicht sicherstellen können. Daher ist das Ziel des fünften Themenbereichs die Erzeugung realistischer Testszenarien, die eine Bewertung der kooperativen Fähigkeiten der involvierten Fahrzeuge ermöglichen.

## 3.2 Simulationsumgebung

Für den angestrebten simulativen Vergleich des zentralen und des dezentralen Verhaltensplaners ist die Entwicklung einer Simulationsumgebung, die eine isolierte Betrachtung der

Verhaltensplanungsebene innerhalb der Softwarearchitektur automatisierter Fahrzeuge (Abbildung 2.3) ermöglicht, der erste Bestandteil des Vorgehens. Dieser wurde im Rahmen von Studienarbeiten [127, 128] umgesetzt. Abbildung 3.1 zeigt die Hauptbestandteile der Simulationsumgebung *Szenariodefinition*, *Fahrbahn*, *Fahrzeug* und *Verhaltensplanung* sowie deren Verknüpfung untereinander.

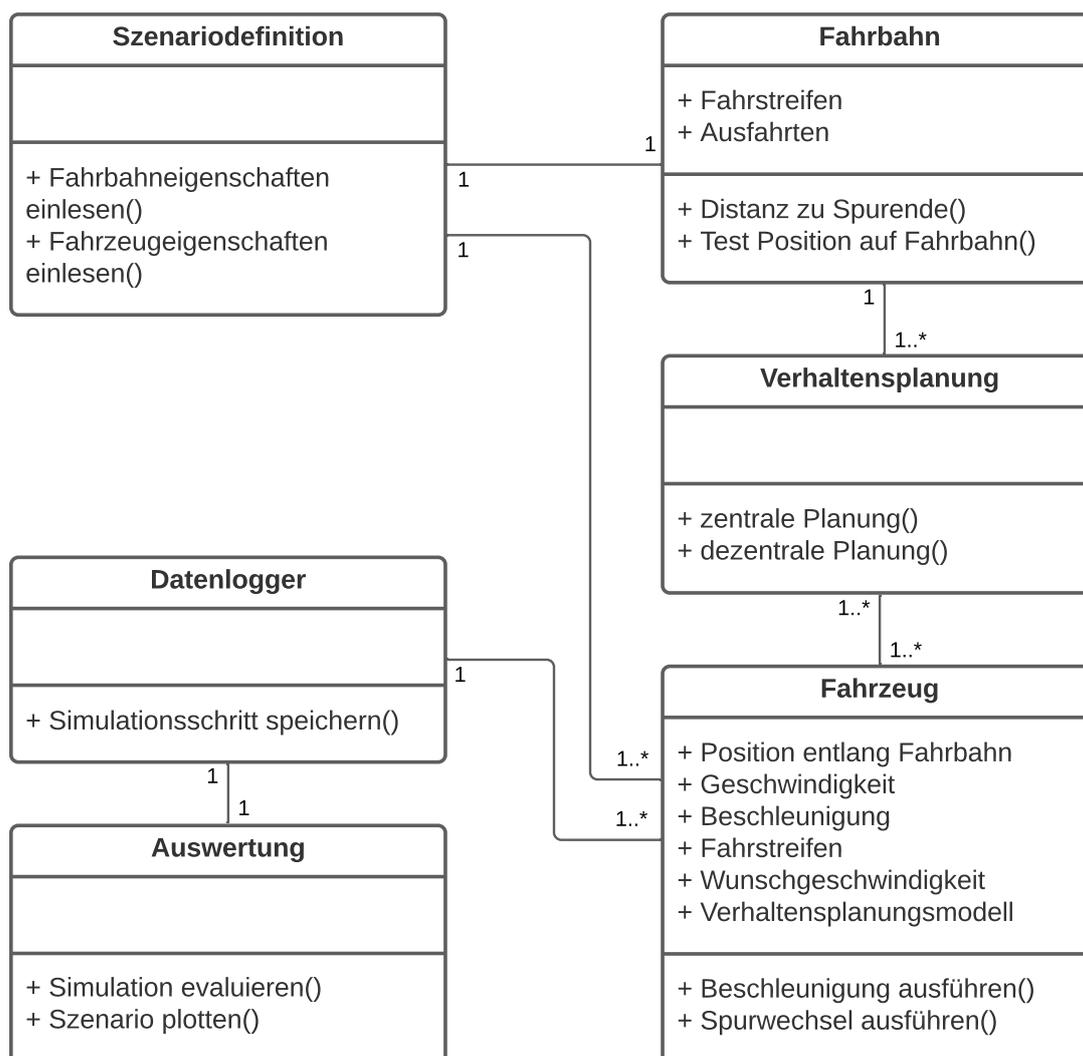


Abbildung 3.1: UML-Klassendiagramm der Hauptbestandteile der Simulationsumgebung

Die Szenariodefinition enthält eine vollständige Beschreibung der durchzuführenden Simulation und lässt sich in fahrbahn- und fahrzeugbezogene Daten unterteilen. Diese Daten werden in der Vorverarbeitungsphase der Simulation ausgelesen und in die Eigenschaften der jeweiligen Objekte übernommen.

Das implementierte Fahrbahnmodell erfüllt die grundsätzlichen Anforderungen zur Abbildung autobahnähnlichen Straßenverkehrs. Es ermöglicht die Definition einer beliebigen Anzahl gerader

Fahrstreifen sowie das Hinzufügen von Ein- und Ausfahrten beliebiger Länge. Die Längsdynamik der Fahrzeuge wird durch den grundlegenden kinematischen Ansatz

$$\begin{pmatrix} s'_i \\ v'_i \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & dt \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} s_i \\ v_i \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \frac{1}{2}dt^2 \\ dt \end{pmatrix} a_{i,\text{long}} \quad (3.1)$$

modelliert, wobei die Beschleunigung  $a_{i,\text{long}}$  das Steuersignal von Fahrzeug  $i$  repräsentiert und sich die Geschwindigkeit  $v_i$  und die Position  $s_i$  im nächsten Zeitschritt (bezeichnet mit ') entsprechend ändern. Der Simulationszeitschritt wird auf  $dt = 0,1$  s gesetzt.

Die Querrichtung der Fahrbahn wird durch diskrete Fahrspuren dargestellt. Fahrspurwechsel umfassen daher eine festgelegte Dauer, in der das wechselnde Fahrzeug beide beteiligten Fahrspuren belegt. Die Dauer eines Fahrspurwechsels beträgt bei Pkw 4,8 s bis 5,0 s [129–131] und bei Lkw 7,7 s bis 8,0 s [130, 132, 133]. Da die Dauer eines Fahrstreifenwechsels in der Simulation nicht den gesamten Spurwechsel umfasst, sondern nur die Zeit, in der die Fahrzeuge beide Fahrspuren blockieren, werden die Spurwecheldauern mit 4 s für Pkw und 6 s für Lkw modelliert. Neben der Definition der Eigenschaften der Fahrbahn enthält das Modell Funktionen, die beispielsweise Auskunft über die Distanz eines Fahrzeugs zum Spurende geben, oder testen, ob sich eine spezifische Position auf der Fahrbahn befindet. Die Funktion eines Fahrtrichtungsanzeigers, der einen Spurwechsel schon vor dessen Beginn ankündigt, ist nicht implementiert, weil diese im Straßenverkehr nicht zuverlässig eingesetzt werden [134, S. 79 ff.].

Im Fahrzeugmodell sind alle Eigenschaften eines Fahrzeugs definiert. Zu diesen zählen beispielsweise die Abmessungen, das verknüpfte Fahrermodell, die strategischen Ziele oder der Bewegungszustand des Fahrzeugs. Zudem kann ein Fahrzeug die Aktionen ausführen, die es von seinem Verhaltensplanungsmodell erhält. Entsprechend dem Fahrbahnmodell sind diese Aktionen in Längs- und Querrichtung unterteilt. In Längsrichtung kann das Fahrzeug anhand eines Punktmassmodells die vom Verhaltensmodell ausgegebene Beschleunigung umsetzen (Formel 3.1). In Querrichtung initiiert es einen Spurwechsel, indem es für einen festgelegten Zeitraum die bisherige und die zukünftige Fahrspur belegt, bis es nach dem Ablauf der Spurwecheldauer ganz auf seinem neuen Fahrstreifen fährt. Die aus den Aktionen resultierenden Änderungen des Bewegungszustands werden anschließend in die Eigenschaften des Fahrzeugs übernommen, wo sie in der nächsten Iteration der Simulation als Ausgangsbasis für den nächsten Planungsprozess der Verhaltensmodelle verwendet werden.

Die Verhaltensplanung verfügt über unterschiedliche Verhaltensmodelle, die je nach Definition im Fahrzeugmodell angesprochen werden. Als Eingangsgrößen erhält die Verhaltensplanung aus den Fahrzeugeigenschaften den Bewegungszustand aller Fahrzeuge und aus dem Fahrbahnmodell die Geometrie der Straße. Dies entspricht dem Umgebungsmodell aus der Wahrnehmungs- und der Kommunikationsschnittstelle in der Softwarearchitektur automatisierter Fahrzeuge (Abbildung 2.3). Prinzipiell verfügt jedes Fahrzeug damit über eine vollständige Wahrnehmung der Umgebung. Falls ein Fahrzeug, z. B. aufgrund seiner Sensorik, in der Wahrnehmung eingeschränkt werden soll, können die entsprechenden Objekte im Verhaltensmodell vor der Verhaltensgenerierung entfernt werden. Gemäß Abbildung 2.3 bekommt die Verhaltensplanung von der vorgelagerten globalen Planung zudem strategische Ziele als Eingangsgröße. In den betrachteten Autobahnscenarien können diese Ziele in Längsrichtung durch eine fahrzeugindividuelle Wunschgeschwindigkeit und in Querrichtung durch die Wahl eines speziellen Fahrstreifens, z. B. einer Ausfahrt, repräsentiert werden. Da die in Kapitel 3.6 vorgestellten Testscenarien jedoch keine Ausfahrten enthalten, führen alle verfügbaren Fahrstreifen zum

selben Ziel, womit die Wunschgeschwindigkeit die einzige relevante Eingangsgröße aus der globalen Planung darstellt. Diese Information erhält die Verhaltensplanung ebenfalls aus den Eigenschaften des Fahrzeugmodells. Das berechnete Verhalten wird in Form der Steuersignale der Fahrzeugmodelle als Tupel aus Längsbeschleunigung und Spurwechselentscheidung für jeden Zeitschritt der Simulationsumgebung ausgegeben, und im Folgenden als Grobtrajektorie bezeichnet. In der Softwarearchitektur automatisierter Fahrzeuge (Abbildung 2.3) entspricht dies nach [37–39] der Schnittstelle zwischen Verhaltensplanung und lokaler Planung. Letztere hat die Aufgabe, die Grobtrajektorie detaillierter auszuplanen, was im Rahmen der Arbeit jedoch nicht umgesetzt wird, weil sich die betrachteten Effekte auf der Ebene der Verhaltensplanung abspielen.

Die Grobtrajektorien aller Fahrzeuge werden als Ergebnis der Simulation von einer Datenlogger-Funktion mitgeschrieben, als Ablaufdiagramm des Szenarios dargestellt und in Form der in Kapitel 3.3 vorgestellten Metrik ausgewertet.

### 3.3 Metrik für Kooperation im Straßenverkehr

Die in Kapitel 2.1 vorgestellten Definitionen von Kooperation im Straßenverkehr beziehen sich auf einen abstrakt formulierten Nutzen der Verkehrsteilnehmer. Um kooperatives Verhalten anhand konkreter Abläufe von Verkehrsszenarien bewerten zu können, ist jedoch eine Quantifizierung dieses Nutzens auf Basis der Trajektorien der betrachteten Verkehrsteilnehmer erforderlich. Da das Konstrukt der Kooperation über keine inhärente Bewertungsmetrik verfügt, muss zunächst festgelegt werden, welche Teilkriterien in die Bewertung der Kooperation im Straßenverkehr eingehen sollen. Zur Auswahl dieser Teilkriterien werden die in Kapitel 2.4 zusammengefassten Bewertungsansätze aus dem Stand der Wissenschaft herangezogen. Diese berücksichtigen die Teilbereiche Sicherheit, Energieeffizienz, Zeiteffizienz, Komfort sowie das Erreichen strategischer Ziele.

Während die ersten drei Teilkriterien durch die Entscheidungen auf der Verhaltensplanungsebene beeinflusst werden, ist die Optimierung des Komforts in Form niedriger Beschleunigungen und eines geringen Rucks eine primäre Aufgabe der nachgelagerten Trajektorienplanung (Kapitel 2.1). Darüber hinaus ist der einzige identifizierte Einflussfaktor der Verhaltensplanungsebene auf den Komfort die Entscheidung über laterale Manöver (Kapitel 2.4), weshalb nur diese in die Kooperationsmetrik mit eingehen. Durch die Bewertung des Erreichens strategischer Ziele kann die Verhaltensplanungsebene mit der globalen Planungsebene verknüpft werden. Da diese strategischen Ziele naturgemäß nicht zu den von der Metrik zu bewertenden Ereignissen auf der Verhaltensplanungsebene zählen, werden auch diese nicht im Aufbau der Metrik berücksichtigt. Damit umfassen die behandelten Teilbereiche der als Kostenfunktion formulierten Kooperationsmetrik Terme für die Bewertung der Sicherheit, der Energieeffizienz, der Zeiteffizienz und der lateralen Manöver.

Die nachfolgende Herleitung der Metrik wurde von Knies et al. [135] als Vorveröffentlichung im Rahmen der vorliegenden Arbeit publiziert.

#### 3.3.1 Rahmenbedingungen und Prämissen

Bevor die einzelnen Kostenterme im Detail betrachtet werden können, ist es notwendig, die Struktur der Kostenfunktion zu bestimmen und einige grundlegende Annahmen zu treffen:

- *Umfang eines Verkehrsszenarios*: Ein Verkehrsszenario besteht aus einem oder mehreren Fahrzeugen und umfasst mehrere Zeitschritte. Die Bewertung eines Szenarios ist das Ergebnis der Summe aller Kostenterme über alle betrachteten Fahrzeuge und Zeitschritte.
- *Auswertung direkter Kosten*: Nur reale Ereignisse verursachen Kosten, vermeintliche Ereignisse nicht. Fahren z. B. zwei Fahrzeuge nebeneinander auf einer zweispurigen Straße mit gleicher Geschwindigkeit, so würden sie die Strecke für schnellere Verkehrsteilnehmer, die sich von hinten nähern, blockieren. Eine solche Behinderung soll sich nur dann auf die Bewertung des Szenarios auswirken, wenn es in der konkreten Situation Fahrzeuge gibt, die sich von hinten annähern und am Überholen gehindert werden.
- *Individuelle Wunschgeschwindigkeit*: In der Interaktion mit bisherigen automatisierten Fahrfunktionen, beispielsweise dem ACC, wählt der Fahrer die Geschwindigkeit aus, die das Fahrzeug bei freier Fahrt halten soll. Unter der Annahme, dass dieses Konzept auch in höheren Leveln des automatisierten Fahrens fortbesteht, geht die Metrik von einer individuell festgelegten Wunschgeschwindigkeit für jedes Fahrzeug aus.
- *Fairness*: Innerhalb einer Fahrzeugklasse werden gleiche Parametersätze für alle Fahrzeuge angenommen. Andernfalls wäre es aus objektiver Sicht immer sinnvoller, wenn beispielsweise ein leichtes Fahrzeug, aufgrund geringerer Energieverluste, anstatt eines schwereren Fahrzeugs bremsen würde. Dies wäre gegenüber den Insassen des leichten Autos nicht fair. Daher wird davon ausgegangen, dass alle Fahrzeuge einer Fahrzeugklasse dieselbe Masse, denselben Luftwiderstandsbeiwert, denselben Rollwiderstandsbeiwert etc. haben. Verschiedene Fahrzeugklassen, wie z. B. Pkw und Lkw, erhalten unterschiedliche Parametersätze.
- *Mischverkehr*: Die Bewertung soll neben automatisierten Fahrzeugen auch auf menschlich gesteuerte Fahrzeuge angewendet werden können und damit unabhängig vom Automationsgrad sein.
- *Fahrzeugtechnik*: Die Bewertung soll unabhängig von der Antriebs- und Brems-technologie der Fahrzeuge sein. Vergleichbar zur Prämisse der Fairness würde z. B. eine individuelle Betrachtung des Rekuperationspotentials dafür sorgen, dass rekuperationsfähige Fahrzeuge häufiger bremsen müssten als solche mit konventionellem Bremssystem.

### 3.3.2 Herleitung der Kostenterme

Basierend auf den Rahmenbedingungen und Prämissen aus Abschnitt 3.3.1 werden im Folgenden Teilmetriken abgeleitet, die die Bewertung von Sicherheit, Energie- und Zeiteffizienz sowie lateraler Manöver in kooperativen Verkehrsszenarien zum Ziel haben. Diese werden durch das in Kapitel 3.3.3 beschriebene Verfahren zu einer Metrik für ein einzelnes Fahrzeug zusammengefügt und durch den in Abschnitt 3.3.4 beschriebenen kooperativen Ansatz auf mehrere Fahrzeuge angewendet.

## Sicherheit

Die Straßenverkehrsordnung (StVO) definiert in §4 Absatz 1 den Begriff der Sicherheit über den Abstand eines Fahrzeugs zu seinem vorausfahrenden Fahrzeug. Dieser muss "... in der Regel so groß sein, dass auch dann hinter diesem gehalten werden kann, wenn es plötzlich gebremst wird." Ausgehend von dieser Forderung basiert die Bewertung der Sicherheit auf dem in Abbildung 3.2 dargestellte Folgefahrtszenario. Ist das Ego-Fahrzeug e in der Lage, eine Kollision zu vermeiden, auch wenn das Vorderfahrzeug v eine plötzliche Notbremsung durchführt, befindet es sich in einem sicheren Zustand.

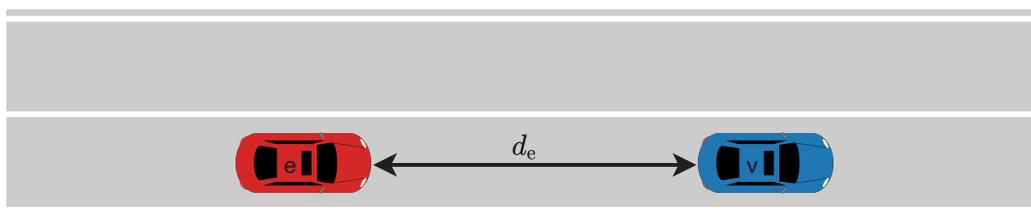


Abbildung 3.2: Definition der Sicherheit basierend auf dem Folgefahrtszenario

Mathematisch ausgedrückt muss der Abstand zwischen beiden Fahrzeugen nach der Notbremsung

$$d_{br} = d_e + \frac{0.5v_v^2}{a_{br,max,v}} - v_e t_{re} - \frac{0.5v_e^2}{a_{br,max,e}} \quad (3.2)$$

ein positiver Wert sein. Mit der Maximalverzögerung der Fahrzeuge  $a_{br,max,e}$  und  $a_{br,max,v}$ , ihren Geschwindigkeiten  $v_e$  und  $v_v$  sowie dem gewünschten Abstand nach der Bremsung  $d_{br}$  kann die erforderliche Reaktionszeit  $t_{re}$  als

$$t_{re} = \frac{1}{v_e} \left( d_e - d_{br} + \frac{0.5v_v^2}{a_{br,max,v}} - \frac{0.5v_e^2}{a_{br,max,e}} \right) \quad (3.3)$$

berechnet werden. In diesem Zusammenhang bezeichnet die erforderliche Reaktionszeit  $t_{re}$  die Zeitspanne, innerhalb der ein Fahrzeug die Bremsung einleiten muss, um eine Kollision zu vermeiden. Ist die erforderliche Reaktionszeit höher als die tatsächliche, vom Fahrzeug erreichbare Reaktionszeit, gilt die Situation als sicher. Wenn die tatsächliche Reaktionszeit des Fahrzeugs höher ist, als von einer gegebenen Situation gefordert, wird das Szenario als unsicher klassifiziert. Dieser Ansatz liefert eine boolesche Bewertung der Sicherheit, die von der erreichbaren Reaktionszeit des Fahrzeugs  $t_{Schwelle}$  abhängt. Dieser Schwellenwert trennt sichere von unsicheren Situationen und muss daher entsprechend der erreichbaren Reaktionszeiten parametrisiert werden. Über die Dauer eines Szenarios von  $t_{start}$  bis  $t_{end}$  kann die Bewertung der Sicherheit  $J_{Sicherheit}$  als Kostenfunktion

$$J_{Sicherheit} = \int_{t_{start}}^{t_{end}} u_{Sicherheit} dt \quad \text{mit} \quad u_{Sicherheit} = \begin{cases} 1 & \text{für } t_{re} < t_{Schwelle} \\ 0 & \text{für } t_{re} \geq t_{Schwelle} \end{cases} \quad (3.4)$$

formuliert werden. Dabei klassifizieren Werte von  $J_{\text{Sicherheit}} > 0$  ein Szenario als unsicher. Hierbei sei auf die enge Verwandtschaft der Reaktionszeit mit der Zeitlücke zwischen aufeinanderfolgenden Fahrzeugen hingewiesen, die bei gleicher Geschwindigkeit beider Fahrzeuge und geringem Restbremsabstand identisch sind.

Wie in Abschnitt 3.3.1 gefordert, muss die Bewertung sowohl für automatisierte als auch für manuell betriebene Fahrzeuge funktionieren. Die Reaktionszeit (bzw. minimal erreichbare Zeitlücke) automatisierter Längsführungsfunktionen, wie dem ACC, wird mit Werten zwischen 0,3 s bis 0,5 s modelliert [117, 136–139]. Die Schwelle der erreichbaren Reaktionszeit muss gleich oder höher als diese Werte sein, um einen ausreichenden Bremsweg für automatisierte Fahrzeuge zu gewährleisten.

Da die Reaktionszeit menschlicher Fahrer je nach Zustand und Veranlagung variiert, kann keine angemessene Reaktionszeit gefunden werden, die alle Fahrer unter allen Umständen einhalten können. Daher kann ein Szenario nur unter der Annahme als sicher eingestuft werden, dass menschliche Fahrer einen Sicherheitsabstand einhalten, der ihrer individuellen und zustandsabhängigen Reaktionszeit entspricht. Deshalb kann das Kriterium der Sicherheit nur auf die Fahrzeuge angewendet werden, aus deren Perspektive die Bewertung der Situation stattfindet. Da diese in der vorliegenden Arbeit automatisierte Fahrzeuge sind, wird die tatsächliche Reaktionszeit, gemäß der oben genannten Forderung, auf die obere Schwelle von  $t_{\text{Schwelle}} = 0,5$  s gesetzt.

## Energieeffizienz

Für die Bewertung der Energieeffizienz sind detaillierte Motor- oder Verbrauchsmodelle Stand der Technik. Da die Bewertung, wie in Abschnitt 3.3.1 gefordert, jedoch unabhängig von der Antriebstechnik der Fahrzeuge sein soll, wird die verbrauchte Energie direkt am Rad betrachtet.

Zur Überwindung des Fahrwiderstands muss das Antriebssystem die Traktionskraft

$$F_{\text{tr}} = m_{\text{Fzg}}a + m_{\text{Fzg}}g \sin(\alpha) + m_{\text{Fzg}}g \cos(\alpha)f_{\text{r}} + \frac{1}{2}\rho A_{\text{Fzg}}c_{\text{w}}v^2 + F_{\text{br}} \quad (3.5)$$

mit der Beschleunigung  $a$ , der Geschwindigkeit  $v$ , der Fahrzeugmasse  $m_{\text{Fzg}}$ , dem Rollwiderstandsbeiwert  $f_{\text{r}}$ , dem Luftwiderstandsbeiwert  $c_{\text{w}}$ , der Fahrzeugstirnfläche  $A_{\text{Fzg}}$ , der Fahrbahnneigung  $\alpha$ , der Luftdichte  $\rho$ , der Gravitationskonstante  $g$  und der Bremskraft  $F_{\text{br}}$  aufbringen.

Der Energieverbrauch über die gesamte Fahrstrecke  $W_{\text{tot}}$  ergibt sich aus der Integration der Traktionskraft  $F_{\text{tr}}$  über die zurückgelegte Strecke  $s$ :

$$W_{\text{tot}} = \int_{s_{\text{start}}}^{s_{\text{end}}} F_{\text{tr}} ds = \frac{1}{2}m_{\text{Fzg}}(v_{\text{end}}^2 - v_{\text{start}}^2) + m_{\text{Fzg}}g(h_{\text{end}} - h_{\text{start}}) + m_{\text{Fzg}}gf_{\text{r}}(s'_{\text{end}} - s'_{\text{start}}) + \int_{s_{\text{start}}}^{s_{\text{end}}} \frac{1}{2}\rho A_{\text{Fzg}}c_{\text{w}}v^2 ds + \int_{s_{\text{start}}}^{s_{\text{end}}} F_{\text{br}} ds. \quad (3.6)$$

Um ihre Wirkung auf den Energieverbrauch zu analysieren, werden die einzelnen Begriffe im Detail betrachtet:

- *Kinetische Energie*  $\frac{1}{2}m_{\text{Fzg}}(v_{\text{end}}^2 - v_{\text{start}}^2)$ : Die kinetische Energie eines Fahrzeugs wächst durch Beschleunigung. Die auf diese Weise gespeicherte Energie wird beim Verzögern, z.B. durch Ausrollen, wieder abgegeben. Da die Energie hierbei verlustfrei gewandelt und nicht dissipiert wird, hat die kinetische Energie keinen Einfluss auf den Energieverbrauch.
- *Potentielle Energie*  $m_{\text{Fzg}}g(h_{\text{end}} - h_{\text{start}})$ : Die potentielle Energie hängt von der geographischen Höhe des Start- und Endpunktes  $h_{\text{start}}$  und  $h_{\text{end}}$  ab, die durch die Wahl der Route festgelegt sind und daher nicht durch kooperatives Verhalten beeinflusst werden können.
- *Rollreibungsenergie*  $m_{\text{Fzg}}gf_r(s'_{\text{end}} - s'_{\text{start}})$ : Die in den Reifen dissipierte Energie wächst linear mit der Projektion der zurückgelegten Strecke auf die Ebene  $s'_{\text{end}} - s'_{\text{start}}$ . Sie ist daher durch die Routenwahl definiert und unabhängig von kooperativen Verhaltensweisen.
- *Luftwiderstandsenergie*  $\int_{s_{\text{start}}}^{s_{\text{end}}} \frac{1}{2}\rho A_{\text{Fzg}}c_w v^2 ds$ : Die Luftreibung dissipiert Energie in Abhängigkeit der Fahrgeschwindigkeit. Da jedes Fahrzeug seine Wunschgeschwindigkeit frei wählen können soll, wäre es nicht sinnvoll, Geschwindigkeiten bis zum gewünschten Wert zu bestrafen. Situationen, in denen Fahrzeuge schneller als mit ihrer Wunschgeschwindigkeit fahren, werden als selten angenommen. Deshalb wird der Luftwiderstand als Faktor der Energieeffizienz auf der Ebene der kooperativen Verhaltensplanung vernachlässigt.
- *Bremsenergie*  $\int_{s_{\text{start}}}^{s_{\text{end}}} F_{\text{br}} ds$ : Die Bremsenergie beschreibt die von den Bremsen in Wärme umgewandelte Energie.

Der einzige verbleibende Faktor für die Bewertung der Energieeffizienz auf der Ebene der kooperativen Verhaltensplanung ist damit die Bremsenergie. Um die eingangs geforderte Unabhängigkeit von der Antriebs- und Bremstechnologie zu gewährleisten, wird hierbei keine Rekuperation berücksichtigt. Für eine bessere Anwendbarkeit wird der Kostenterm der Energieeffizienz  $J_{\text{Energie}}$  als Integration über die Zeit formuliert:

$$J_{\text{Energie}} = \int_{t_{\text{start}}}^{t_{\text{end}}} F_{\text{br}} v dt \quad (3.7)$$

Wie in Abschnitt 3.3.1 dargelegt, soll die Bewertung unabhängig von der Antriebs- und Bremstechnologie der Fahrzeuge sein. Daher wird angenommen, dass ein Fahrzeug bremst, wenn seine Beschleunigung geringer als seine aus den Fahrwiderständen resultierende Ausrollverzögerung  $a_{\text{roll}}$  ist. Damit ergibt sich für die Bremskraft

$$F_{\text{br}} = m_{\text{Fzg}} \cdot \max(a_{\text{roll}} - a, 0) \quad \text{mit} \quad a_{\text{roll}} = -\frac{m_{\text{Fzg}}g \sin(\alpha) + m_{\text{Fzg}}g \cos(\alpha)f_r + \frac{1}{2}\rho A_{\text{Fzg}}c_w v^2}{m_{\text{Fzg}}}. \quad (3.8)$$

Aus Gründen der Fairness sollten die Parameter für alle Fahrzeuge gleich gewählt werden (Abschnitt 3.3.1). Um die betrachtete Fahrzeugpopulation durch die Wahl der verallgemeinerten Parameter bestmöglich abzubilden, stellen die gemittelten Fahrzeugparameter geeignete Werte dar. Die Abschätzung dieser Mittelwerte basiert auf der, gemäß Zulassungsstatistik [140], gewichteten Häufigkeiten aller Fahrzeugklassen und den Parametern des häufigsten Fahrzeugmodells innerhalb der jeweiligen Klasse. Eine detaillierte Aufschlüsselung der verwendeten Daten findet sich in Anhang A. Tabelle 3.1 zeigt die ermittelten Werte.

Tabelle 3.1: Verallgemeinerte Fahrzeugparameter

Parameter	Pkw	Lkw
Fahrzeugmasse $m_{Fzg}$	1545 kg (Anhang A)	24,4 t (Anhang A)
Luftwiderstandsbeiwert $c_w$	0,3 (Anhang A)	0,65 [141, S. 50]
Stirnfläche $A_{Fzg}$	2,25 m <sup>2</sup> (Anhang A)	8 m <sup>2</sup> [141, S. 89]
Rollreibungskoeffizient $f_r$	0,01 [142, S. 110 ff.], [143]	0,008 [141, S. 46]
Luftdichte $\rho$	1,2 $\frac{\text{kg}^3}{\text{m}}$ [144, S. 5]	1,2 $\frac{\text{kg}^3}{\text{m}}$ [144, S. 5]

## Zeiteffizienz

Gängige Metriken zur Bewertung der Effizienz des Verkehrs, wie der Verkehrsfluss und die Verkehrsdichte, messen die Menge der Fahrzeuge pro Zeit oder Streckenabschnitt. Da die Auswertungen im Bereich der Verhaltensplanung, wie Kapitel 2.5 zeigt, meist eine geringe und festgelegte Anzahl an Fahrzeugen umfassen, können die Messungen des Verkehrsflusses und der Verkehrsdichte nicht sinnvoll angewendet werden. Daher wird angenommen, dass für alle Verkehrsteilnehmer die geringsten zeitlichen Kosten auftreten, wenn sie mit ihrer individuellen Wunschgeschwindigkeit fahren können. Als Bewertungsgröße wird die Zeit ausgewertet, die jedes Fahrzeug durch das Abweichen von seiner Wunschgeschwindigkeit  $v_0$  verliert. Dieser Zeitverlust  $\Delta t$  ergibt sich aus der Differenz zwischen der Zeit, die für eine bestimmte Strecke  $s$  bei tatsächlicher ( $t$ ) und gewünschter ( $t_0$ ) Geschwindigkeit benötigt wird.

$$\Delta t = t - t_0 = \int_{s_{\text{start}}}^{s_{\text{end}}} \frac{1}{v} - \frac{1}{v_0} ds = \int_{s_{\text{start}}}^{s_{\text{end}}} \frac{v_0 - v}{v_0 v} ds \quad (3.9)$$

Wie in Abschnitt 3.3.1 dargelegt, ist jedes Fahrzeug frei in der Wahl seiner Wunschgeschwindigkeit. Höhere Geschwindigkeiten hätten nach Gleichung 3.9 eine positive Bewertung im Sinne negativer Kosten zur Folge. Da das Fahren mit höheren Geschwindigkeiten jedoch nicht belohnt werden soll, wird das Kriterium der Zeiteffizienz symmetrisch zur Wunschgeschwindigkeit formuliert, wodurch positive und negative Abweichungen von der Wunschgeschwindigkeit die gleichen Kosten verursachen. Zur besseren Anwendbarkeit erfolgt die Formulierung des Kostenterms als Integration über die Zeit.

$$J_{\text{Zeit}} = |\Delta t| = \int_{t_{\text{start}}}^{t_{\text{end}}} \left| \frac{v_0 - v}{v_0} \right| dt \quad (3.10)$$

## Laterale Manöver

Neben der Reduktion von Beschleunigungen und des Rucks in Längsrichtung, die nach Kapitel 2.1 jedoch der nachgelagerten Trajektorienplanung zugeordnet werden, sind laterale Manöver auf der Ebene der Verhaltensplanung und im betrachteten Kontext des Autobahnverkehrs die relevante Einflussgröße auf den Komfort. Besonders willkürliche Spurwechsel, wie sie ohne negative Bewertung auftreten würden, sind zu vermeiden. Analog zu [62, 82, 83] gehen daher Kosten für jeden über die Zeit ausgeführten Spurwechsel in die Bewertung ein.

$$J_{\text{Lateral}} = \int_{t_{\text{start}}}^{t_{\text{end}}} u_{\text{Lateral}} dt \quad \text{mit} \quad u_{\text{lateral}} = \begin{cases} 1 & \text{für den Beginn eines Spurwechsels} \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \quad (3.11)$$

### 3.3.3 Wahl der Gewichtungsfaktoren

Die Metrik für Kooperation im Straßenverkehr wird im Rahmen der Arbeit für zwei unterschiedliche Zwecke verwendet. Neben dem bisher betrachteten Anwendungsfall der Bewertung unterschiedlicher Ansätze der kooperativen Verhaltensplanung, wird die Metrik auch innerhalb der Planungsalgorithmen eingesetzt. Hier steuert sie, durch die Bewertung unterschiedlicher Abläufe einer Verkehrssituation, die Generierung der Verhaltenspläne. Hierfür wird anstelle einer differenzierten Bewertung, die zwischen Sicherheit, Energieverbrauch, Zeitverlust und Fahrspurwechsel unterscheidet, ein einziger Wert benötigt. Daher werden die einzelnen Kostenterme anhand von Gewichtungsfaktoren zu einer Metrik zusammengefügt.

$$J_{\text{Ego}} = w_{\text{Sicherheit}} \cdot J_{\text{Sicherheit}} + w_{\text{Energie}} \cdot J_{\text{Energie}} + w_{\text{Zeit}} \cdot J_{\text{Zeit}} + w_{\text{Lateral}} \cdot J_{\text{Lateral}} \quad (3.12)$$

Zur Bestimmung der Gewichte werden Verkehrsszenarien verwendet, in denen jeweils zwei Kostenterme unterschiedliche Aktionen bevorzugen. Durch die Definition eines gewünschten Verhaltens in diesen Szenarien, können die Gewichtungsfaktoren der beiden beteiligten Kostenterme quantifiziert werden. Dazu wird der in Kapitel 3.4 beschriebene Algorithmus verwendet und die Gewichtung der Kostenterme iterativ verändert, bis sich das gewünschte Verhalten einstellt. Da die Sicherheit eine Grundbedingung darstellt, wird der entsprechende Gewichtungsfaktor auf einen hohen Wert von  $10^{100}$  gesetzt, damit unsichere Situationen nicht durch andere Kostenterme relativiert werden können. Von den restlichen drei Gewichtungsfaktoren kann einer als fester Wert gesetzt, und die anderen beiden Faktoren, anhand je eines Szenarios, relativ dazu ermittelt werden.

### Spurwechsel vs. Zeit

Eine Situation, in der Zeitverlust und die Vermeidung von Spurwechseln zu unterschiedlichen Entscheidungen führen, ist das in Abbildung 3.3 dargestellte Szenario. Das sich annähernde Fahrzeug  $e$  hat eine höhere Wunschgeschwindigkeit als das Vorderfahrzeug  $v$ , das mit konstanter Geschwindigkeit fährt. Bleibt Fahrzeug  $e$  hinter seinem Vordermann, vermeidet es Kosten für den Spurwechsel, verliert aber durch die notwendige Anpassung seiner Geschwindigkeit Zeit. Entscheidet sich das hinterherfahrende Fahrzeug  $e$  zum Überholen, verursacht es Kosten für den Spurwechsel, kann aber danach mit der gewünschten Geschwindigkeit weiterfahren.

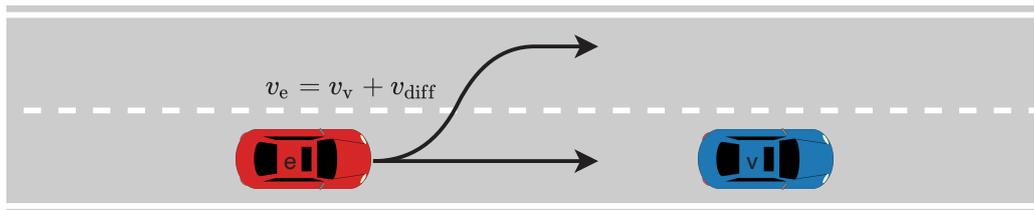


Abbildung 3.3: Szenario zur Einstellung der Gewichtung zwischen Zeit und Spurwechsel

Um die Gewichtungsfaktoren von Zeitverlust und Spurwechsel gegeneinander abzuwägen, muss ein gewünschtes Verhalten in Form einer Differenzgeschwindigkeit  $v_{diff}$  definiert werden, unterhalb der Fahrzeug e in seinem Fahrstreifen bleibt und oberhalb der es überholen soll. Da der Zeitverlust von der Wunschgeschwindigkeit abhängt (Gleichung 3.10), ist die definierte Differenzgeschwindigkeit über den Geschwindigkeitsbereich nicht konstant, sondern nimmt mit höheren Geschwindigkeiten zu. Deshalb muss die absolute Geschwindigkeit, bei der  $v_{diff}$  definiert wird, berücksichtigt werden. Als Überholmanöver mit geringer Geschwindigkeit auf Autobahnen wird hierfür eine Differenzgeschwindigkeit von  $v_{diff} = 0,8 \frac{m}{s}$  (ca.  $3 \frac{km}{h}$ ) bei einer absoluten Geschwindigkeit von  $v_v = 33 \frac{m}{s}$  (ca.  $120 \frac{km}{h}$ ) und einer Auswertedauer des Planers von 20 s verwendet. Als fester Wert wird der Gewichtungsfaktor der Zeit mit  $w_{Zeit} = 1$  festgelegt und  $w_{Lateral}$  iterativ justiert, bis das nachfolgende Fahrzeug e mit der definierten Differenzgeschwindigkeit überholt. Bei einer Gewichtung von  $w_{Lateral} = 0.1$  zeigt Fahrzeug e das gewünschte Verhalten.

## Zeit vs. Energie

Die vorangegangenen Herleitungen zeigen, dass eine Abweichung von der Wunschgeschwindigkeit einen Zeitverlust verursacht, und dass Bremsen den Energieverbrauch erhöht. Da Bremsvorgänge Verzögerungen bewirken, die wiederum zu einer Verringerung der Geschwindigkeit führen, sind die Kostenterme der Zeit- und Energieeffizienz miteinander verflochten. Unterhalb der Wunschgeschwindigkeit stehen beide Terme nicht im Widerspruch zueinander, weil Bremsungen die Geschwindigkeitsabweichung weiter vergrößern, was in beiden Fällen steigende Kosten verursacht. Zur Abwägung zwischen Zeit- und Energieeffizienz muss daher ein Szenario verwendet werden, in der die Fahrzeuggeschwindigkeit höher als die gewünschte Geschwindigkeit ist.

Diese Anforderung trifft auf das AusrollszENARIO zu, in dem ein Fahrzeug mit  $v > v_0$  fährt und auf seine Wunschgeschwindigkeit verzögern möchte. Starkes Abbremsen würde die Geschwindigkeitsabweichung schnellstmöglich reduzieren, aber den in der Metrik betrachteten Energieverbrauch durch Bremsen erhöhen. Aufgrund des quadratischen Wachstums der kinetischen Energie mit zunehmender Geschwindigkeit verursacht das Abbremsen bei hoher Geschwindigkeit eine vergleichsweise große Dissipation der Energie. Andererseits steigt auch der Luftwiderstand mit zunehmender Geschwindigkeit quadratisch an, wodurch ein schnelleres Fahrzeug bei höheren Geschwindigkeiten ohne Bremsen stärker verzögert, als ein langsames. Folglich verursacht das Abbremsen bei hoher Geschwindigkeit große Energiekosten und das Ausrollen bei niedrigen Geschwindigkeiten große Zeitverluste. Daher muss eine untere Schwelle für die Wunschgeschwindigkeit definiert werden, oberhalb der das Fahrzeug ohne zu Bremsen verzögern soll. Als Richtwert wird analog zur Abstimmung von Spurwechsel und Zeit eine Wunschgeschwindigkeit von  $33 \frac{m}{s}$  (ca.  $120 \frac{km}{h}$ ) gewählt. Bei einem Wert von  $w_{Energie} = 1.7 \cdot 10^{-6}$  zeigt das Fahrzeug das gewünschte Verhalten.

### 3.3.4 Berücksichtigung anderer Fahrzeuge

Für die Herleitung und Gewichtung der Kostenfunktion wurde bisher nur ein einziges Fahrzeug betrachtet. Der kooperative Ansatz besteht darin, die Kostenfunktion aus der Perspektive des Ego-Fahrzeugs auch auf die Fahrzeuge des Umgebungsverkehrs anzuwenden. Daher wird Gleichung 3.12 nicht nur für das Ego-Fahrzeug, sondern auch für alle anderen, mittels Sensoren oder über V2X-Kommunikation wahrgenommenen, Fahrzeuge ausgewertet. Dies ermöglicht es dem Ego-Fahrzeug, die Auswirkungen seiner eigenen Handlungen auf andere Verkehrsteilnehmer zu berücksichtigen. Je nachdem, wie kooperativ sich das Ego-Fahrzeug verhalten will, kann es die Kosten der anderen Fahrzeuge  $i$  mit einem Kooperationsfaktor  $\lambda$  mit  $0 \leq \lambda \leq 1$  gewichten, wie bereits in [62, 64, 65] vorgeschlagen.

$$J_{\text{Gesamt}} = J_{\text{Ego}} + \sum_i \lambda \cdot J_i \quad (3.13)$$

Mit einem Wert von  $\lambda = 1$  gewichtet das Ego-Fahrzeug den Nutzen anderer Fahrzeuge ebenso hoch wie seinen eigenen und versucht auf diese Weise, den globalen Nutzen zu optimieren. Mit sinkendem Kooperationsfaktor  $0 \leq \lambda \leq 1$  werden die Kosten der umgebenden Fahrzeuge zunehmend weniger stark berücksichtigt als die des Ego-Fahrzeugs. Ein Wert von  $\lambda = 0$  führt zu egoistischem Verhalten, bei dem die Interessen der anderen Fahrzeuge nicht berücksichtigt werden. Die Wahl des in dieser Arbeit verwendeten Kooperationsfaktors ist in den Umsetzungen der Verhaltensplaner (Kapitel 3.4.3 und 3.5.2) beschrieben.

## 3.4 Zentrale kooperative Verhaltensplanung

Wie in Kapitel 3.1 beschrieben, kann eine zentrale kooperative Verhaltensplanung verwendet werden, um eine dezentrale kooperative Verhaltensplanung mit Abstimmung zwischen den Fahrzeugen in idealisierter Form abzubilden. Diese Annahme gilt jedoch nur unter der Prämisse, dass die von der zentralen Verhaltensplanung erzeugten Lösungen dem optimalen Verlauf des jeweiligen Verkehrsszenarios entsprechen. Daher stellt die Fähigkeit zur Erzeugung optimaler Lösungen das Hauptkriterium bei der Auswahl eines Algorithmus für die zentrale kooperative Verhaltensplanung dar. Nach der Auswahl eines Algorithmus beschreibt dieses Kapitel die konzeptionelle Gestaltung sowie die Umsetzung des ausgewählten Verfahrens. Abschließend erläutert ein Beispielszenario die Funktionsweise des Algorithmus.

### 3.4.1 Auswahl des Lösungsalgorithmus

Um eine Entscheidung über den zu verwendenden Algorithmus treffen zu können, werden die Vor- und Nachteile der in Kapitel 2.2 vorgestellten Verfahren zur Verhaltensplanung automatisierter Fahrzeuge rekapituliert und gegeneinander abgewogen.

#### Naive Suche

Die Verfahren dieser Gruppe verwenden festgelegte Verhaltenspläne, die für die Verhaltensgenerierung zur Auswahl stehen. Um den bestmöglichen Verhaltensplan auszuwählen, werden alle Pläne simuliert, bewertet und der bestmögliche ausgewählt. Da jedoch nicht alle kooperativen

Verhaltensweisen in allen möglichen Verkehrsszenarien bei der Erstellung der Verhaltenspläne bekannt sind, ist es mit einer begrenzten Anzahl an Verhaltensplänen nicht möglich, im allgemeinen Fall die optimale Lösung eines Szenarios zu finden.

## Baumsuche

Im Gegensatz zu den Verfahren mit naiver Suche reihen Baumsuchverfahren mehrere Mikroaktionen, sogenannte Bewegungsprimitive, aneinander, um die Lösung eines Szenarios zu erzeugen. Dieses Vorgehen bringt Vorteile in der Planung [145], weil durch die flexible Zusammensetzung der Lösung ein größerer Lösungsraum betrachtet wird. Innerhalb der gewählten Diskretisierung der Aktionen finden einige Baumsuchverfahren die bestmögliche Abfolge an Mikroaktionen und garantieren damit die Erzeugung der bestmöglichen Lösung eines Verkehrsszenarios. Zu diesen Verfahren zählen die A\*- [57, S. 95 ff.] und die BB-Suche [146, S. 489 f.], die im Bereich der koop. Kollisionsvermeidung schon erfolgreich eingesetzt wurden [58]. Einzige Voraussetzung für die Anwendung dieser Verfahren ist die Existenz einer domänenspezifischen Heuristik.

## POMDP

Der größte Vorteil der POMDP-basierten Verfahren liegt in der inhärenten Modellierung von Unsicherheiten. Dieser Vorteil kommt in einem zentralen Planungsverfahren jedoch nicht zum Tragen, weil die planende Instanz hier alle Fahrzeuge steuert und daher auch deren zukünftige Zustände kennt. Auf der anderen Seite bedingt die Betrachtung von Unsicherheiten eine Erhöhung der Komplexität der Planungsprobleme, wodurch diese im Allgemeinen nicht optimal gelöst werden können [69, 70].

## Reinforcement Learning

Die Verfahren im Bereich des Reinforcement Learnings benötigen keine explizite Modellierung anderer Verkehrsteilnehmer, weil diese im Trainingsprozess implizit erlernt wird. Dieser Vorteil zeigt sich vorrangig in dezentralen Planungsverfahren ohne Abstimmung, in denen das zukünftige Verhalten anderer Fahrzeuge durch das erlernte Modell abgebildet wird. In zentralen Planungsverfahren ist das zukünftige Verhalten anderer Verkehrsteilnehmer jedoch bekannt, wodurch der Vorteil der impliziten Modellierung keine Wirkung zeigt. Zudem wird das generierte Verhalten durch die Approximation einer Nutzenfunktion erzeugt (Kapitel 2.2.3). Hierbei kann nicht garantiert werden, dass der reale Nutzen ausreichend abgebildet wird und der RL-Agent dadurch kein fehlerhaftes oder suboptimales Verhalten erzeugt [82].

## Spieltheorie

In der Spieltheorie werden die Verhaltensentscheidungen anhand spieltheoretischer Gleichgewichte gelöst. In diesen Gleichgewichten hat kein Fahrzeug einen Anreiz, sich für eine andere Verhaltensweise zu entscheiden, unabhängig von den Entscheidungen der anderen. Diese Stabilität in den erzeugten Lösungen bringt für die zentrale Verhaltensplanung jedoch keine Vorteile, weil sich die Fahrzeuge ohnehin an die für sie berechneten Teil der Lösung halten. Zudem bringt das spieltheoretische Lösungskonzept den Nachteil mit sich, dass die Gleichgewichte und dadurch die Lösung der Verkehrsszenarien häufig ineffizient, d.h. nicht optimal hinsichtlich des globalen Nutzens, sind [86, S. 7]. Des Weiteren ist die Anwendung der Spieltheorie im Bereich

der kooperativen Verhaltensplanung im Straßenverkehr bisher auf zwei Spieler beschränkt, wodurch eine zentrale Planung für mehrere Fahrzeuge nicht darstellbar ist.

## Zusammenfassung

Die vorangegangenen Ausführungen zeigen, dass Baumsuchverfahren die einzige Klasse an Algorithmen sind, die das Hauptkriterium der optimalen Lösung von Verkehrsszenarien, zumindest im Rahmen der gewählten Diskretisierung des Lösungsraums, erfüllen. Da der verwendete Lösungsalgorithmus für einen Vergleich zwischen unterschiedlichen Arten der kooperativen Verhaltensplanung verwendet wird, und die Einschränkung in Form einer groben Diskretisierung (vgl. [48]) auf beide zu vergleichenden Planungsverfahren gleichermaßen angewendet werden kann, ist trotz dieser Einschränkung ein intern valider Vergleich möglich, innerhalb dessen die erzeugten Lösungen das Optimum darstellen.

Innerhalb der Baumsuchverfahren, die eine optimale Lösung garantieren, wurden die A\*- und die BB-Suche bereits erfolgreich im verwandten Themengebiet der zentralen kooperativen Kollisionsvermeidung eingesetzt [58]. Aufgrund der in dieser Untersuchung ermittelten Rechenzeitvorteile der A\*-Suche wird diese als Lösungsalgorithmus für die zentrale kooperative Verhaltensplanung verwendet.

### 3.4.2 Konzept

Die Anwendung eines Baumsuchverfahrens zur zentralen kooperativen Verhaltensplanung erfordert die Abbildung der Verhaltensplanungsebene mehrerer Fahrzeuge als Suchbaum. Ein entsprechender Ansatz wurde erstmals von Knies et al. [45] im Rahmen einer Vorveröffentlichung vorgestellt. Die Lösung des Suchbaums mittels A\*-Suche ist ebenfalls Teil einer Vorpublikation von Knies et al. [147].

Der Suchbaum zur Abbildung eines Verkehrsszenarios besteht aus Knoten und Kanten, wobei ein Knoten den Zustand aller betrachteten Fahrzeuge enthält und die Kanten Aktionen repräsentieren, die von jedem Fahrzeug ausgeführt werden können. Ausgehend vom Beginn des Szenarios, dem Wurzelknoten, führen alle Fahrzeuge jede mögliche Kombination an Aktionen über einen festgelegten Zeitschritt  $\Delta t_{\text{plan}}$  aus, wodurch neue Knoten im nächsten Zeitschritt entstehen. Von jedem der neu entstandenen Knoten kann wieder jede mögliche Kombination an Aktionen ausgeführt werden, wodurch im darauffolgenden Zeitschritt wiederum neue Knoten entstehen. Auf diese Weise erweitert sich der Suchbaum über den Verlauf der Zeit bis zum Ende des Planungshorizonts  $t_{\text{end}}$ . Abbildung 3.4 zeigt diesen Ansatz anhand eines Beispielszenarios mit zwei Fahrzeugen.

Zu Beginn des Szenarios ( $t_0$ ) verfügen beide Fahrzeuge A und B über jeweils drei Aktionen: Beschleunigen (langer gerader Pfeil), Verzögern (kurzer gerader Pfeil) und Spurwechsel nach links (Pfeil auf linken Fahrstreifen). Aus der Kombination dieser drei Aktionen ergeben sich bei 2 Fahrzeugen  $3^2 = 9$  mögliche Zustände auf der nächsten Zeitebene des Suchbaums  $t_1$ , von denen die ersten drei als nummerierte Knoten dargestellt und die restlichen in gestrichelter Form symbolisiert werden. Aus der Kombination des Spurwechsels nach links (SWL) von Fahrzeug B mit einer Beschleunigung (V+) von Fahrzeug A ergibt sich Knoten 1, aus der Kombination SWL (Fahrzeug B) mit einer Verzögerung (V-) von Fahrzeug A entsteht Knoten 2 und aus der Kombination der SWL beider Fahrzeuge folgt Knoten 3. Aus jedem der neun entstandenen Knoten können im nächsten Zeitschritt  $t_2$  wieder neun neue Knoten hervorgehen,

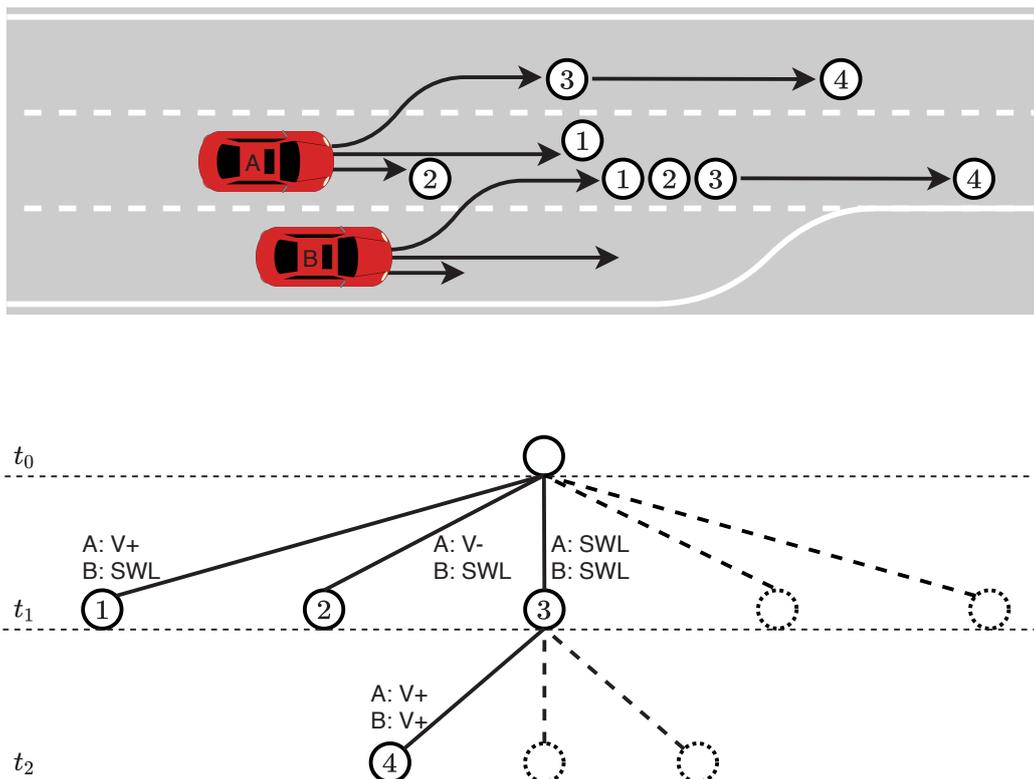


Abbildung 3.4: Struktur des Suchbaums der zentralen A\*-Suche

was in Abbildung 3.4 anhand von Knoten 4 dargestellt ist, der sich ausgehend von Knoten 3 aus der Beschleunigung beider Fahrzeuge ergibt.

Um den bestmöglichen Verlauf eines auf diese Weise abgebildeten Verkehrsszenarios berechnen zu können, muss jeder Knoten  $n$  durch eine Kostenfunktion bewertet werden. Dabei umfasst die Bewertung  $g(n)$  alle Zustände vom Wurzelknoten bis zum Knoten  $n$ . Als Kostenfunktion wird die in Kapitel 3.3 beschriebene Metrik für Kooperation im Straßenverkehr verwendet. Die gemäß dieser Metrik optimale Lösung eines Szenarios entspricht der Abfolge an Knoten, die über den betrachteten Planungshorizont die geringsten Gesamtkosten aufweist. Um die Suche zu beschleunigen, verwendet das A\*-Verfahren zudem eine Heuristik, die jedem Knoten einen geschätzten Minimalwert der Kosten  $h(n)$  zuordnet, die von  $n$  bis zum Erreichen eines Zielzustands (alle Knoten auf der Zeitebene des Planungshorizonts) anfallen können. Aus den bisherigen und den minimalen zukünftigen Kosten entsteht die Gesamtbewertung  $f(n) = g(n) + h(n)$ , die die minimalen Kosten vom Start- bis zum Zielknoten unter Verwendung des Knotens  $n$  abschätzt.

Die Suche nach der optimalen Abfolge an Aktionen beginnt am Wurzelknoten. Dieser wird komplett expandiert, d. h die Nachfolgeknoten durch Berechnung aller möglichen Kombinationen an Aktionen erzeugt, anhand von Kostenfunktion und Heuristik bewertet und in einer nach aufsteigendem  $f$ -Wert sortierten Warteschlange gespeichert. Anschließend wird der Knoten mit der besten Bewertung aus der Schlange genommen, expandiert und die neu erzeugten Knoten wieder in die Warteschlange sortiert. Dieses Vorgehen wiederholt sich, bis ein Zielknoten aufgrund des niedrigsten  $f$ -Werts ausgewählt wird. Wenn  $h(n)$  garantiert die tatsächlichen Kosten von  $n$  bis zum Erreichen eines Zielknotens unterschätzt, stellt die Abfolge an Aktionen bis zum gewählte Zielknoten den Pfad im Suchbaum mit den geringsten Kosten und damit die optimale Lösung des Verkehrsszenarios dar.

## Aktionen

Aufgrund des exponentiellen Wachstums des Suchbaums mit der Anzahl der Aktionen, können den Fahrzeugen nicht beliebig viele Handlungsoptionen zur Verfügung gestellt werden. Um das Fahrverhalten auf Autobahnen trotzdem gesamtheitlich und zugleich effizient abbilden zu können, wird ersteres in zwei Bereiche aufgeteilt: das reaktive und das planende Fahrverhalten. Das reaktive Verhalten umfasst Aktionen, die aufgrund der Handlungen anderer Verkehrsteilnehmer notwendig oder ermöglicht werden. Dazu zählen insbesondere Bremsungen, die zur Kollisionsvermeidung mit langsameren Vorderfahrzeugen dienen, aber auch Beschleunigungen, die z. B. durch einen Spurwechsel eines langsameren Vorderfahrzeugs möglich werden. Diese reaktiven Handlungen lassen sich durch Fahrermodelle (wie dem in Kapitel 2.3.1 vorgestellten IIDM) abbilden und umfassen einen breiten Beschleunigungsbereich, der von maximalen Verzögerungen bis zu komfortablen Beschleunigungen reicht. Das reaktive Verhalten kann mit einer Aktion abgebildet werden, die zustandsabhängig die modellgebundene Beschleunigung des Fahrermodells zur Verfügung stellt.

Das planende Fahrverhalten beschreibt Handlungen, die sich nicht als Reaktion auf den gegenwärtigen Zustand der Umgebung eines Fahrzeugs ableiten lassen, sondern darauf abzielen, ein in der Zukunft liegendes taktisches Ziel zu erreichen. Eine beispielhafte Situation für eine solche Verhaltensweise ist eine nicht vom Vorderfahrzeug induzierte Verzögerung, die eine Lücke für ein einfädelndes Fahrzeug erzeugt. Um aus den oben genannten Gründen die Anzahl der Aktionen gering zu halten, wird der Beschleunigungsbereich des planenden Verhaltens auf den Bereich des normalen Fahrverhaltens eingeschränkt. Dieser wird im IIDM durch die Beschleunigungsparameter  $a_{\text{IIDM}}$  (maximale Beschleunigung) und  $b_{\text{IIDM}}$  (komfortable Verzögerung) abgebildet (Tabelle 2.1). Zwischen diesen Maximalwerten für Beschleunigungs- und Bremsvorgänge kommen Aktionen für das Halten der Geschwindigkeit und das Ausrollen zur Anwendung, um den Beschleunigungsbereich homogen abzudecken (Abbildung 3.5). Letzterer Aktion kommt aufgrund der verwendeten Metrik für Kooperation eine besondere Bedeutung zu, weil sie die stärkste Verzögerung repräsentiert, die ohne Energieverlust in den Bremsen realisierbar ist. Neben den Aktionen in Längsrichtung können die Fahrzeuge in Querrichtung Spurwechsel nach links bzw. rechts durchführen. Zusammengefasst kann jedes Fahrzeug in jedem neuen Zeitschritt aus den folgenden Aktionen wählen:

- *Beschleunigen*: konstante Beschleunigung mit Wert  $a_{\text{IIDM}}$
- *Geschwindigkeit halten*: konstante Beschleunigung mit  $0,0 \frac{\text{m}}{\text{s}^2}$
- *Ausrollen*: zustandsabhängige Verzögerung entsprechend den Fahrwiderstandskräften, mindestens  $-0,5 \frac{\text{m}}{\text{s}^2}$ , um auch bei niedrigeren Geschwindigkeiten eine wirksame Verzögerung darzustellen
- *Bremsen*: konstante Verzögerung mit Wert  $b_{\text{IIDM}}$
- *IIDM-Beschleunigung*: zustandsabhängige Beschleunigung nach IIDM
- *Spurwechsel nach links*: Fahrstreifenwechsel nach links mit IIDM-Beschleunigung in Längsrichtung
- *Spurwechsel nach rechts*: Fahrstreifenwechsel nach rechts mit IIDM-Beschleunigung in Längsrichtung

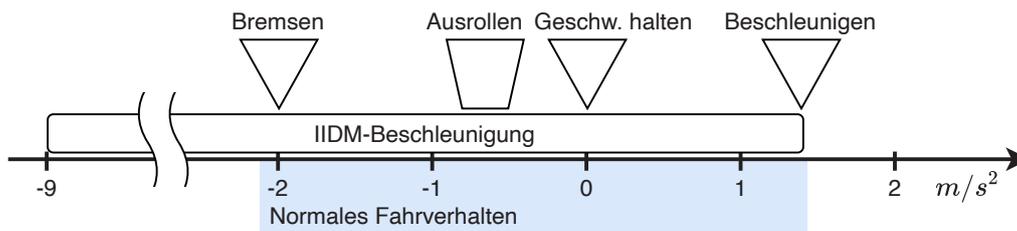


Abbildung 3.5: Abdeckung des Beschleunigungsbereichs durch Aktionen (Pkw)

## Heuristik

Die A\*-Suche benötigt eine Heuristik, um im Suchbaum eines Szenarios effizient die bestmögliche Lösung zu finden. Diese Heuristik schätzt die minimalen Kosten, die von dem bewerteten Knoten bis zum Ende des Planungshorizonts entstehen können. Werden die minimalen zukünftigen Kosten nicht überschätzt, gewährleistet das Verfahren, dass im Rahmen der gewählten Diskretisierung die bestmögliche Lösung gefunden wird.

Da die geschätzten Kosten sich auf die Kooperationsmetrik beziehen, sollte auch die Heuristik auf dieser aufbauen. Daher werden die einzelnen Kostenterme der Metrik auf die Eignung zur Abschätzung der minimalen zukünftigen Kosten untersucht:

- *Sicherheit*: Da der zukünftige Verlauf des Szenarios ausgehend vom betrachteten Knoten  $n$  unbekannt ist, kann nicht abgeschätzt werden, ob sich aus dem bewerteten Knoten eine sicherheitskritische Situation ergeben könnte.
- *Energieeffizienz*: Das zukünftige Verhalten anderer Verkehrsteilnehmer des Szenarios ist auf der Zeitebene des betrachteten Knotens  $n$  noch nicht bekannt, weshalb daraus notwendige Bremsvorgänge ebenfalls nicht abgeschätzt werden können.
- *Zeiteffizienz*: Die Metrik der Zeiteffizienz basiert auf der Abweichung der realen Geschwindigkeit von der individuell festgelegten Wunschgeschwindigkeit  $v_0$  eines jeden Fahrzeugs. Fährt ein Fahrzeug langsamer als  $v_0$ , werden zukünftige Kosten für diese Abweichung anfallen bis die Wunschgeschwindigkeit erreicht wird. Wie lange der Abbau der Geschwindigkeitsdifferenz exakt dauern wird, ist aufgrund des unbekanntem zukünftigen Szenarienverlaufs nicht abzuschätzen. Da die maximale Beschleunigung  $a_{max}$  jedoch nach oben durch den Parameter  $a$  und nach unten durch eine Vollbremsung begrenzt ist, können die minimal anfallenden Kosten der Zeiteffizienz bestimmt werden.
- *Laterale Manöver*: Ob der zukünftige Verlauf des Szenarios einen Spurwechsel erfordert, kann im Zeitschritt des betrachteten Knotens nicht mit Sicherheit abgeschätzt werden.

Damit ist die Zeiteffizienz der einzige Kostenterm der verwendeten Metrik, der sich zur Abschätzung minimaler zukünftiger Kosten eignet. Basierend auf der zugrundeliegenden Modellvorstellung, dass ein Fahrzeug seine Geschwindigkeitsdifferenz zur Wunschgeschwindigkeit im besten Fall ungeachtet anderer Verkehrsteilnehmer durch maximale Beschleunigung ( $a_{max}$ )

bzw. Verzögerung ( $a_{\min}$ ) abbauen kann, entwickelt sich die Geschwindigkeit des Fahrzeugs  $v$  ausgehend vom Knoten  $n$  als konstant beschleunigte Bewegung

$$v(t) = \begin{cases} v(n) + a_{\max} \cdot t & \text{für } v(n) \leq v_0 \\ v(n) + a_{\min} \cdot t & \text{sonst.} \end{cases} \quad (3.14)$$

Bis das Fahrzeug seine Wunschgeschwindigkeit erreicht und damit keine Kosten mehr anfallen, vergeht aufgrund der begrenzten Beschleunigungen mindestens die Zeit

$$t_{\min} = \begin{cases} \frac{v_0 - v(n)}{a_{\max}} & \text{für } v(n) \leq v_0 \\ \frac{v_0 - v(n)}{a_{\min}} & \text{sonst.} \end{cases} \quad (3.15)$$

Damit lassen sich die minimal anfallenden Kosten durch Abweichung von der Wunschgeschwindigkeit  $h(n)$  basierend auf Gleichung 3.10 wie folgt berechnen:

$$h(n) = \int_0^{t_{\min}} \left| \frac{v_0 - v(t)}{v_0} \right| dt = \begin{cases} \left(1 - \frac{v(n)}{v_0}\right) t_{\min} - \frac{a_{\max}}{2v_0} t_{\min}^2 & \text{für } v(n) \leq v_0 \\ \left(\frac{v(n)}{v_0} - 1\right) t_{\min} + \frac{a_{\min}}{2v_0} t_{\min}^2 & \text{sonst.} \end{cases} \quad (3.16)$$

### 3.4.3 Umsetzung

Das vorgestellte Konzept der zentralen kooperativen Verhaltensplanung wird in Python 3.6 umgesetzt und ist unter [148] öffentlich verfügbar. Abbildung 3.6 zeigt eine schematische Darstellung des Codes, der nachfolgend näher erläutert wird.

Die Simulationsumgebung startet den Planungsprozess, indem sie der zentralen A\*-Suche die Zustände aller Fahrzeuge übermittelt. Hierbei wird davon ausgegangen, dass die Zustände aller Fahrzeuge bekannt sind, weil diese mittels V2X-Kommunikation miteinander verbunden sind und daher alle notwendigen Daten austauschen können. Im ersten Schritt erstellt die Klasse der zentralen A\*-Suche aus den erhaltenen Fahrzeugzuständen das Abbild der Start-situation in Form des Wurzelknoten des Planungsprozesses. Dieser wird als erster Knoten in die Warteschlange aller expandierten Knoten aufgenommen. Im Anschluss werden die zur Verfügung stehenden Aktionen aller Fahrzeuge parametrisiert und daraus die maximale sowie minimale Beschleunigung analysiert, weil diese für die Anwendung der Heuristik bekannt sein müssen. Nach diesen Schritten der Vorbereitung beginnt die Expansion des Suchbaums in einer sich wiederholenden Schleife. In dieser wird zunächst der zu expandierende Knoten mit der geringsten Summe aus bisherigen und durch die Heuristik geschätzten Kosten aus der Warteschlange genommen (im ersten Durchlauf enthält diese nur den Startknoten) und auf die Erfüllung der Abbruchbedingungen getestet. Diese umfassen ein Kriterium für das Erreichen des Planungshorizonts und eines für die Überschreitung des Timeouts.

Liegt der zu expandierende Knoten auf der Zeitebene des Planungshorizonts, ist die gefundene Abfolge an Knoten über das betrachtete Zeitintervall optimal und die Planung kann beendet werden. Abhängig von der Größe eines Szenarios in Bezug auf die Länge des Planungshorizonts, die Anzahl der Fahrzeuge und die gewählte Diskretisierung in Zeit und Aktionen kann es sein, dass dieses nicht mit dem verfügbaren Arbeitsspeicher oder innerhalb einer angemessenen

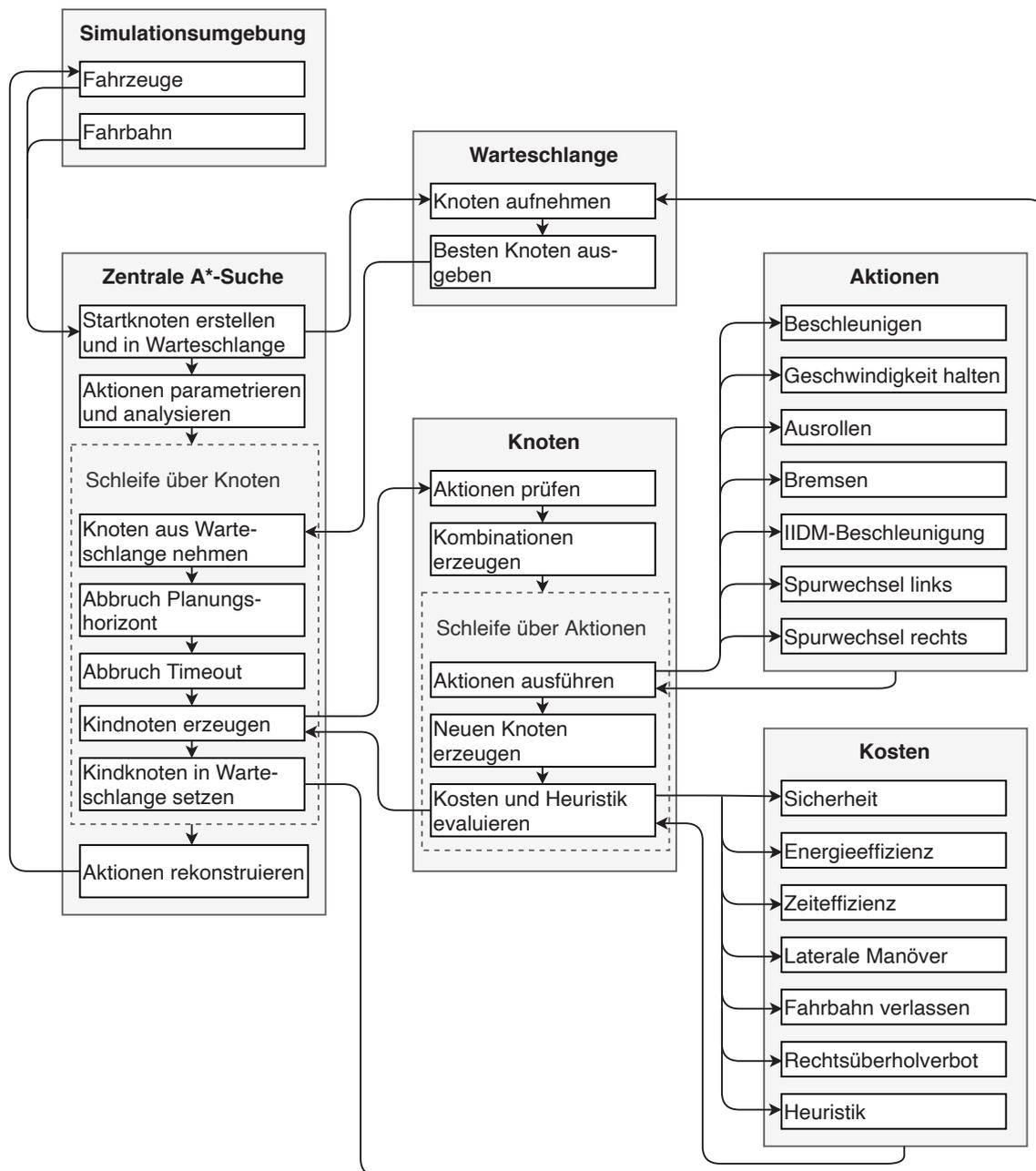


Abbildung 3.6: Implementierung der zentralen A\*-Suche

Rechenzeit gelöst werden kann. In diesem Fall fixiert ein Timeout (100-fache Dauer eines Szenarios) den Elternknoten des am besten bewerteten Knotens der tiefsten bisher erreichten Bauebene. Die vorherigen Zustände dieses Knotens werden nicht mehr verändert, und die Suche wird ab dem fixierten Knoten fortgesetzt. In solchen Fällen ist nicht garantiert, dass die berechnete Lösung optimal ist.

Trifft keines der Abbruchkriterien zu, werden die Kindknoten in der nächsten Zeitebene des Suchbaums erzeugt. Dafür werden zunächst die zur Verfügung stehenden Aktionen auf ihre Sinnhaftigkeit überprüft. Fährt ein Fahrzeug beispielsweise auf dem am weitesten links gelegenen Fahrstreifen, ist ein Spurwechsel nach links nicht möglich und wird daher aus der Menge durchzuführender Aktionen gestrichen. Die durchführbaren Aktionen werden über alle Fahrzeuge vollfaktoriell kombiniert und für jede Kombination ein neuer Knoten erstellt. Dazu simuliert die Klasse der Aktionen jede Verhaltenskombination über den Planungszeitschritt von

$\Delta t_{\text{plan}} = 2,5 \text{ s}$ . Dieser Wert ist an die Antizipations- und Reaktionszeit menschlicher Fahrer auf der Fahrzeugführungsebene angelehnt, die nach Donges [35, S. 20] im Bereich von 2 s bis 3 s liegt. Da die Fahrzeugführungsebene der Verhaltensplanungsebene automatisierter Fahrzeuge entspricht, ist davon auszugehen, dass ein höherer Wert die Qualität der Verhaltensplanung im Vergleich mit menschlichen Fahrern verringert. Niedrigere Werte würden die Größe des Suchbaums bei gleichem Planungshorizont exponentiell vergrößern, weshalb auch hiervon abgesehen wird.

Das Ende der durchgeführten Simulationen entspricht den Zuständen der neuen Knoten. Diese werden nach ihrer Erzeugung anhand der Kooperationsmetrik und der zugehörigen Heuristik bewertet. Um die bestmögliche Lösung des Szenarios aus Sicht aller Fahrzeuge zu finden, wird der Kooperationsfaktor der Metrik mit  $\lambda = 1$  gewählt. Zusätzlich überprüft die Klasse der Kosten, ob die neuen Positionen der Fahrzeuge außerhalb der Fahrbahn liegen und ob das Rechtsüberholverbots verletzt wurde. Trifft eines der Kriterien zu, werden zusätzlich hohe Kosten erhoben, die die weitere Verwendung des Knotens verhindern.

Die Hauptschleife der A\*-Suche schiebt die neu erzeugten Knoten in die Warteschlange und beginnt einen neuen Durchlauf, indem der bestbewertete Knoten aus der Warteschlange entnommen wird. Dieser Prozess wiederholt sich solange, bis ein Knoten auf der Ebene des Planungshorizonts die beste Bewertung besitzt. Aus dessen Historie wird die Abfolge der Aktionen aller Fahrzeuge rekonstruiert und an die Simulationsumgebung zur Steuerung der Verkehrsteilnehmer übergeben.

### 3.4.4 Beispielszenario

Das in Abbildung 3.7 und 3.8 dargestellte Beispiel zeigt zwei Fahrzeuge, die leicht versetzt mit gleicher Startgeschwindigkeit ( $22 \frac{\text{m}}{\text{s}}$ ) aber unterschiedlicher Wunschgeschwindigkeit (blaues Fahrzeug  $35 \frac{\text{m}}{\text{s}}$ , oranges Fahrzeug  $40 \frac{\text{m}}{\text{s}}$ ) fahren. Um nicht am Fahrspurende abbremsen zu müssen, sollte das blaue Fahrzeug auf die Hauptfahrbahn wechseln, was zu Beginn des Szenarios aufgrund der Position des orangenen Fahrzeugs jedoch nicht möglich ist.

Zur Lösung der Situation könnte das blaue Fahrzeug entweder vor oder hinter dem orangenen Fahrzeug einscheren. Da sich das einfädende blaue Fahrzeug vor dem orangenen Fahrzeug befindet, ist erstere Lösung naheliegender. Aufgrund der niedrigeren Wunschgeschwindigkeit des Einfädlers ist langfristig jedoch ein Einfädeln hinter dem orangenen Fahrzeug sinnvoller. Durch die Annahme kommunikationsbasierter Abstimmung können sich die Fahrzeuge über ihre möglichen Verhaltensweisen austauschen und gemeinsam die beste Lösung des Szenarios finden. Dazu hält das blaue Fahrzeug seine Geschwindigkeit in den ersten 2,5 s konstant anstatt zu beschleunigen, lässt das orange Fahrzeug damit passieren und fädelt im Anschluss auf die Hauptfahrbahn ein (zwischen den vertikalen gestrichelten Linien in Abbildung 3.8). Zum Ende des Szenarios erreichen beide Fahrzeuge ihre Wunschgeschwindigkeit, wodurch langfristig keine Kosten mehr anfallen.

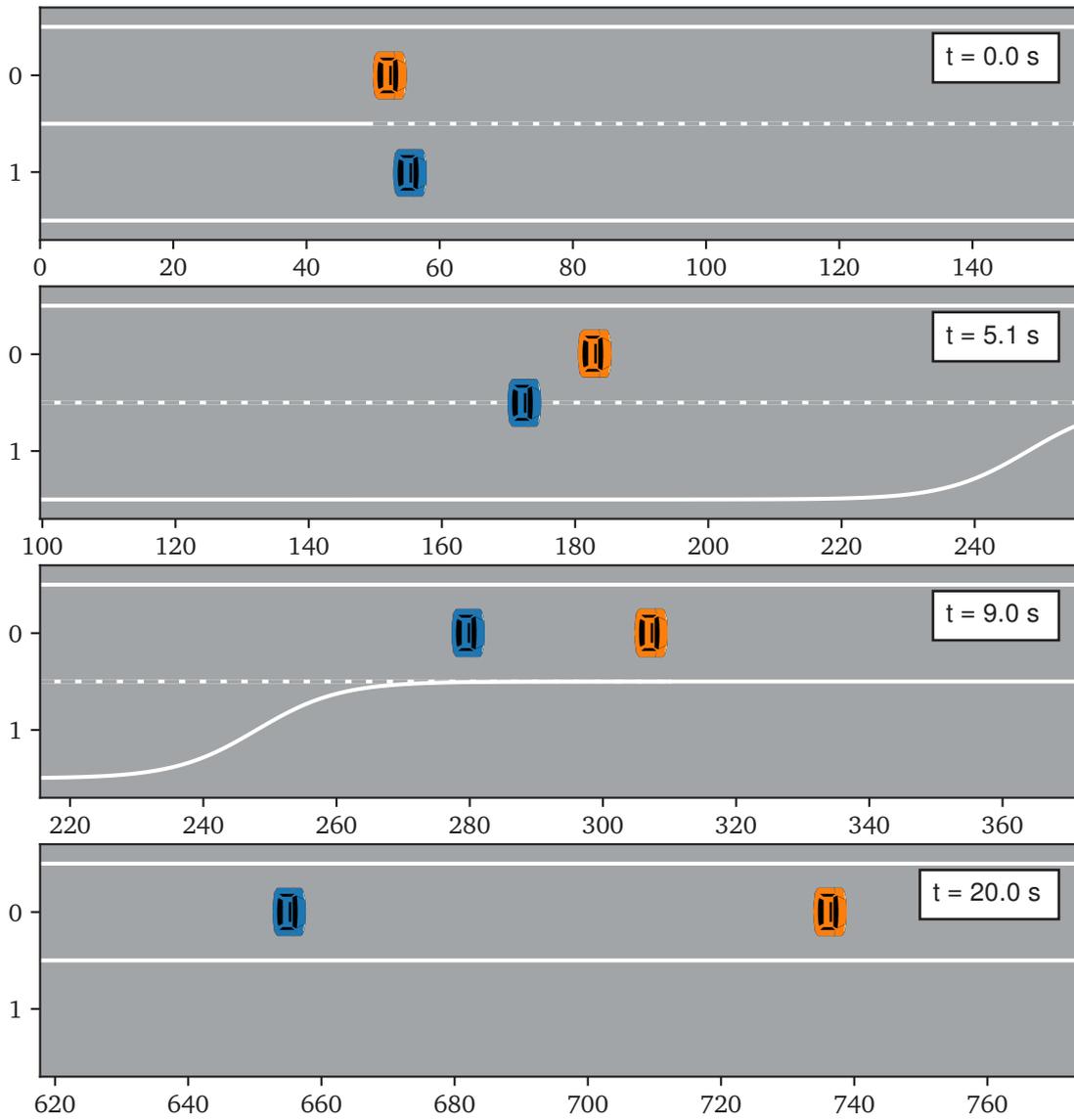


Abbildung 3.7: Ablauf des Beispielszenarios mit zentraler Planung

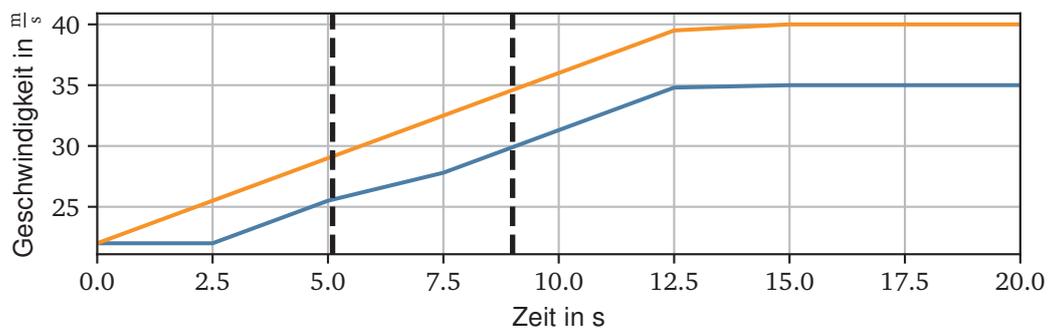


Abbildung 3.8: Geschwindigkeitsverlauf des blauen und orangen Fahrzeugs im Beispielszenario mit zentraler Planung

## 3.5 Dezentrale kooperative Verhaltensplanung

Um das Potential kommunikationsbasierter Verhaltensabstimmung mit dem in Kapitel 3.1 dargestellten Vorgehen quantifizieren zu können, soll diese mit einer dezentralen kooperativen Verhaltensplanung ohne Abstimmung zwischen den Verkehrsteilnehmern verglichen werden. Dieses Kapitel beschreibt die konzeptionelle Gestaltung und Umsetzung sowie ein Beispielszenario zur Erläuterung der Funktionsweise dieses dezentralen Planers.

### 3.5.1 Konzept

Um zu gewährleisten dass die Unterschiede zwischen dem zentralen und dem dezentralen Verhaltensplaner aus der kommunikationsbasierten Abstimmung folgen und nicht auf eine unterschiedliche Konzeption zurückzuführen sind, soll das Konzept des dezentralen Planers nur im Kernaspekt der gemeinsamen Planung vom Konzept des zentralen Planers abweichen. Aus diesem Grund basiert der dezentrale Planer ebenfalls auf einer Darstellung von Verkehrsszenarien in Form eines Suchbaums, der mittels A\*-Suche gelöst wird. Auch das verwendete Set an Aktionen, die Kostenfunktion und die Heuristik werden aus dem zentralen Planungsverfahren übernommen.

Im Gegensatz zur zentralen Planung entscheidet im dezentralen Planer jedes Fahrzeug selbst über die auszuführenden Aktionen. Da die anderen Verkehrsteilnehmer ihr zukünftiges Verhalten nicht kommunizieren und abstimmen, muss dieses auf Basis der gegenwärtigen Verkehrssituation und vorangegangener Zeitschritte prädiziert werden. Wie in Kapitel 2.3 beschrieben, kommen hierfür zwei unterschiedliche Ansätze zur Anwendung. Der erste Ansatz imitiert eine zentrale Planung, indem die zu prädizierenden Fahrzeuge in das Planungsverfahren des Ego-Fahrzeugs integriert werden. Unter der Annahme, dass die prädizierten Fahrzeuge ihre Entscheidungen rational gemäß einer, dem Ego-Fahrzeug unbekanntem und daher abgeschätzten, Kostenfunktion treffen, kann das für andere Fahrzeuge geplante Verhalten als Prädiktion verwendet werden. Der zweite Ansatz besteht in der Anwendung eines Prädiktionsmodells, welches das zukünftige Verhalten anderer Fahrzeuge basierend auf deren Zustand abbildet.

Die Nachteile des ersten Ansatzes betreffen in erster Linie die Annahme rationaler Entscheidungen, die besonders für menschlich gesteuerte Fahrzeuge als nicht zutreffend einzuordnen ist. Auch wenn die zu prädizierenden Fahrzeuge ihr Verhalten nach rationalen Maßstäben wählen, ist die zugrundeliegende Kostenfunktion unbekannt, weil diese ohne kommunikationsbasierte Abstimmung nicht übermittelt werden kann. Des Weiteren erhöht die Abbildung der Entscheidungen anderer Fahrzeuge im Suchbaum des Ego-Fahrzeugs dessen Größe maßgeblich (Kapitel 2.3), wodurch sich die Anwendung dieses Ansatzes im Stand der Wissenschaft bisher auf maximal ein prädiziertes Fahrzeug beschränkt. Im Gegensatz dazu bilden Prädiktionsmodelle das Fahrverhalten anderer Verkehrsteilnehmer regelbasiert und modellgebunden ab, weshalb keine Entscheidungen und folglich auch keine Annahmen über Rationalität und Kostenfunktionen getroffen werden müssen. Diese reaktive Natur der Prädiktionsmodelle stellt jedoch auch den größten Nachteil des Verfahrens dar, weil damit nur grundlegende Verhaltensweisen, wie z. B. das Bremsen aufgrund eines Einscherers oder das Überholen eines langsameren Fahrzeugs, abgebildet werden können. Komplexere Verhaltensweisen, die keine direkte Reaktion auf den gegenwärtigen Zustand der Umgebung darstellen, sondern ein längerfristiges, taktisches Ziel verfolgen, liegen nicht im Bereich des antizipierbaren Verhaltens. Da die Antizipation kooperativer Handlungen anderer Fahrzeuge negative Konsequenzen für das Ego-Fahrzeug haben können, wenn diese nicht wie prädiziert ausgeführt werden, wird der Verzicht auf die Prädiktion

komplexer Handlungen geringer gewichtet, als die Nachteile des ersten Verfahrens. Daher erfolgt die Abbildung des Verhaltens anderer Verkehrsteilnehmer anhand des nachfolgend vorgestellten Prädiktionsmodells.

Um andere Fahrzeuge im Planungsprozess des Ego-Fahrzeugs berücksichtigen zu können, muss die Prädiktion ihres zukünftigen Verhaltens in den Suchbaum des Ego-Fahrzeugs aufgenommen werden. Da die Hauptaufgabe der kooperativen Verhaltensplanungsebene darin besteht, die Interaktion mit anderen Verkehrsteilnehmern abzubilden, reicht es nicht aus, das zukünftige Verhalten anderer Fahrzeuge einmal zu Beginn des Planungsprozesses zu prädictieren und diese als dynamische Hindernisse aufzufassen, die nicht mehr auf ihre Umgebung reagieren (Kapitel 2.1). Stattdessen muss die Prädiktion ausgehend von jedem neuen Zustand des Verkehrsszenarios, d. h. ausgehend von jedem neuen Knoten, durchgeführt werden. Nur auf diese Weise kann der Einfluss der Aktionen des Ego-Fahrzeugs auf den Umgebungsverkehr in den Planungsprozess mit einbezogen werden. Daher wird die Anwendung des Prädiktionsmodells als Aktion im Suchbaum formuliert, die für jedes Fahrzeug des Umgebungsverkehrs in jedem neuen Zeitschritt angewendet wird. Abbildung 3.9 zeigt diesen Ansatz anhand des Planungsprozesses des Fahrzeugs A, das mit dem prädictierten Fahrzeug B interagiert.

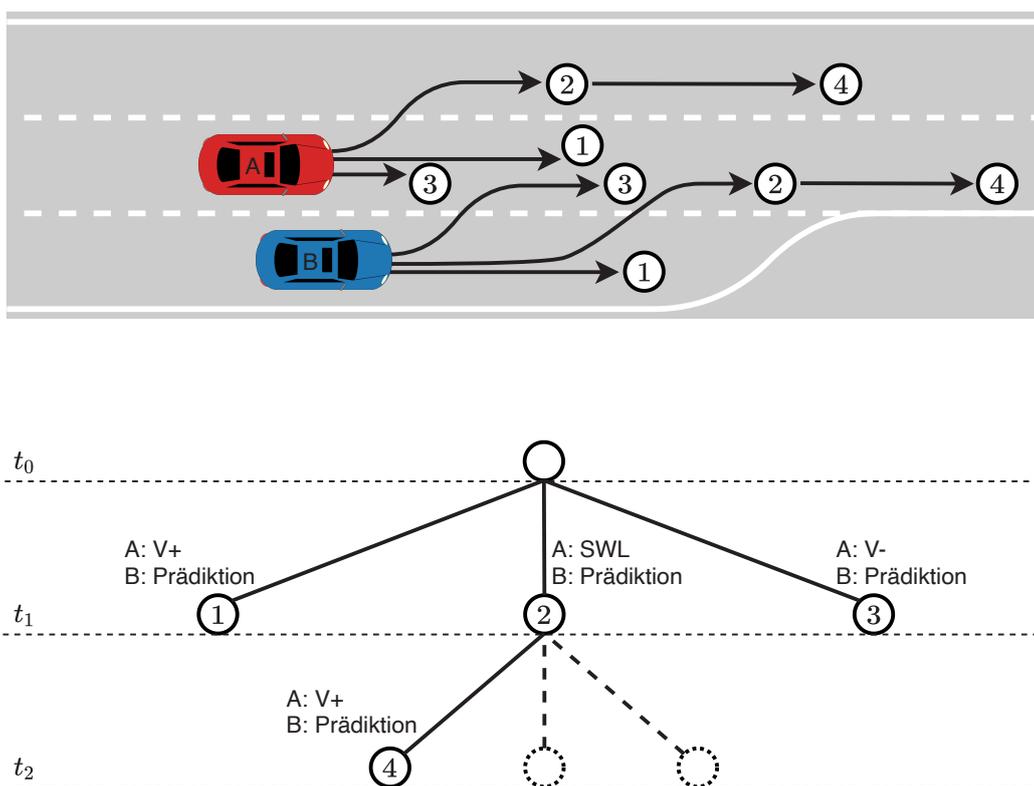


Abbildung 3.9: Struktur des Suchbaums der dezentralen A\*-Suche

Das planende Ego-Fahrzeug A verfügt im Beispiel über die drei Aktionen Beschleunigen (V+), Verzögern (V-) und Spurwechsel nach links (SWL). Das prädictierte Fahrzeug B hat nur die Möglichkeit, das Prädiktionsmodell anzuwenden. Die vom Modell erzeugte Verhaltensweise passt sich jedoch an den aktuellen Zustand des Szenarios und damit an die Aktionen des Ego-Fahrzeugs an. Beschleunigt Fahrzeug A, erkennt das Prädiktionsmodell, dass ein SWL nicht möglich ist und bleibt auf der Einfädelspur (Knoten 1). Führt Fahrzeug A einen SWL aus, kann das Prädiktionsmodell ebenfalls einen SWL ausführen (Knoten 2), ebenso wie durch eine Verzögerung von A (Knoten 3). Auf diese Weise testet das planende Fahrzeug die Auswirkungen

seiner Aktionen an den Reaktionen des Prädiktionsmodells und kann dadurch seinen Einfluss auf den Umgebungsverkehr mit in die Verhaltensentscheidung einbeziehen.

Einen solchen Planungsprozess führt jedes der Fahrzeuge durch, um über sein eigenes Verhalten zu entscheiden. Da diese Entscheidungen im Allgemeinen nicht exakt den durch die Prädiktionsmodelle vorhergesagten Verhaltensweisen entsprechen, entsteht über den Planungshorizont ein Fehler in der Abbildung des Umgebungsverkehrs. Deshalb wird für die Steuerung der Fahrzeuge nur die jeweils erste Aktion der berechneten Lösung des Suchbaums verwendet, die nachfolgenden Aktionen verworfen und im nächsten Zeitschritt von neuem geplant.

Im Stand der Wissenschaft kommt als Prädiktionsmodell überwiegend das IDM zum Einsatz, weshalb dieses als Standard im Bereich der kooperativen Verhaltensplanung betrachtet werden kann (Kapitel 2.3). Nach Hamdar [149] und Treiber [55] bildet es Fahrverhalten sowohl im mikroskopischen Bereich als auch auf makroskopischer Ebene realistisch ab und benötigt dafür nur eine geringe Anzahl an zu wählenden Parametern. Als Weiterentwicklung dieses Modells erreicht das IIDM mit weiter verbesserter Beschleunigungsfunktion eine noch realistischere Abbildung des Annäherungsverhaltens an vorausfahrende Fahrzeuge [150, S. 187 ff.] und wird daher zusammen mit dem zugehörigen Spurwechselmodell MOBIL (Kapitel 2.3.2) als Prädiktionsmodell verwendet.

Da das IIDM und das MOBIL-Modell in ihrer Grundform keine endenden Fahrstreifen, wie beispielsweise Einfädelspuren, vorsehen, müssen die Modelle zur realistischen Abbildung solcher Szenarien angepasst werden. Damit die prädizierten Fahrzeuge die Fahrbahn am Ende des Fahrstreifens nicht verlassen oder zum Stillstand kommen, erzeugt ein erkanntes Fahrstreifende einen Spurwechselwunsch in Form eines hohen Anreizes im MOBIL-Modell. Dadurch wechselt das Fahrzeug den Fahrstreifen, sobald das Sicherheitskriterium erfüllt ist. Die endende Fahrspur wird dabei solange als normale Fahrbahn behandelt, bis eine zustandsabhängige Bremszone erreicht wird. Diese bezeichnet den Abstand zum Spurende, ab dem spätestens gebremst werden muss, um die Fahrbahn nicht zu verlassen. Diese Bremsung wird durchgeführt, wenn das Fahrzeug die Bremszone erreicht und noch keinen Spurwechsel gestartet hat.

Zudem kommt das Rechtsüberholverbot zur Anwendung (Kapitel 2.3.2), indem Fahrzeuge nicht nur auf ihre direkten Vorderfahrzeuge reagieren, sondern auch auf langsamere Vorderfahrzeuge in weiter links gelegenen Fahrstreifen. Muss ein Fahrzeug aufgrund des Rechtsüberholverbots langsamer fahren, als es ohne dessen Beachtung könnte, gäbe es mit dem MOBIL Grundmodell keinen Anreiz, das langsamere Vorderfahrzeug zu überholen, weil für die Spurwechselentscheidung nur die Beschleunigungen in der eigenen und der direkt links angrenzenden Spur betrachtet werden. Um zu erkennen dass der langsamere Vordermann auf einem noch weiter links liegenden Fahrstreifen überholt werden könnte (bei mindestens 3 Fahrstreifen), muss das ausgebremste Fahrzeug trotzdem nach links wechseln, was durch einen zusätzlichen Anreiz in derartigen Situationen realisiert wird.

Zur Anwendung der Modellgleichungen benötigen das IIDM und das MOBIL-Modell die in Tabelle 2.1 und 2.2 gelisteten Parameter. Diese werden, wenn möglich, durch die Standardwerte der Modelle parametrisiert, und es wird nur in begründeten Ausnahmen davon abgewichen. Diese Ausnahmen betreffen im IIDM die Zeitlücke  $T_{IIDM}$  und die Wunschgeschwindigkeit  $v_0$ . Da die Standardwerte für  $T_{IIDM}$  den Sollabstand in Folgefahrt-Szenarien repräsentieren, dabei jedoch keine engeren Abstände in interaktiven Verkehrsszenarien, wie z. B. beim Einscheren berücksichtigen, erfolgt die Parametrierung der Zeitlücke mit einem niedrigeren Wert von  $T_{IIDM} = 0,5$  s. Dies verhindert insbesondere starke Bremsungen des nachfolgenden Fahrzeugs bei Spurwechseln.

Jedes simulierte Fahrzeug verfolgt seine individuelle Wunschgeschwindigkeit. Daher würde eine feste Parametrierung von  $v_0$  für alle Fahrzeuge zwangsläufig zu großen Abweichungen in der Prädiktion führen. Deshalb schätzt jedes Fahrzeug die Wunschgeschwindigkeit der anderen Verkehrsteilnehmer auf Basis des bisher beobachteten Fahrverhaltens ab. Unter der Annahme, dass Zustände, in denen ein Fahrzeug schneller als seine Wunschgeschwindigkeit fährt, selten sind, ist die höchste beobachtete Geschwindigkeit der beste Schätzer für  $v_0$ . Ausnahmen gelten hierbei für Einfädelspuren und dichtes Auffahren. Befindet sich ein Fahrzeug auf einem Beschleunigungsstreifen, ist seine bisherige Höchstgeschwindigkeit in der Regel geringer als seine Wunschgeschwindigkeit, weshalb in diesen Fällen mit  $v_0 = 36 \frac{\text{m}}{\text{s}}$  für Pkw ein Wert in Höhe der Richtgeschwindigkeit bzw. mit  $v_0 = 23 \frac{\text{m}}{\text{s}}$  für Lkw ein Wert in Höhe der zulässigen Höchstgeschwindigkeit angenommen wird. Fährt ein Fahrzeug dicht hinter seinem Vordermann (Zeitlücke kleiner 1 s), ist von einer höheren Wunschgeschwindigkeit als der aktuell beobachteten Geschwindigkeit  $v(n)$  auszugehen. In solchen Situationen beträgt die geschätzte Wunschgeschwindigkeit  $v_0 = v(n) + 2 \frac{\text{m}}{\text{s}}$ . Jede der beschriebenen Kriterien liefert eine Schätzung für die Wunschgeschwindigkeit eines Fahrzeugs, von denen der höchste Wert als  $v_0$  des jeweiligen Fahrzeugs angenommen wird.

Die nicht mit Standardwerten verwendeten Parameter des MOBIL-Modells umfassen die Spurwechselschwelle  $\Delta a$  und den Asymmetriebeitrag des Rechtsfahrgebots  $a_{\text{bias}}$ . Erstere bestimmt die Schwelle, die das Anreizkriterium überschreiten muss, damit ein Spurwechsel ausgeführt wird. Um eine konservativere Prädiktion zu erreichen, werden Spurwechsel nach links und rechts gesondert betrachtet. Da Spurwechsel nach rechts dazu dienen, ein sich schnell annäherndes Fahrzeug passieren zu lassen, wird die Schwelle mit  $\Delta a_{\text{rechts}} = 1 \frac{\text{m}}{\text{s}^2}$  höher angenommen als in der Standardparametrierung. Spurwechsel nach links dienen dem prädierten Fahrzeug zum Überholen langsamerer Fahrzeuge. Um mit derartigen Spurwechseln der prädierten Fahrzeuge rechnen zu können, wird die Wechselschwelle nach links mit  $\Delta a_{\text{links}} = 0,2 \frac{\text{m}}{\text{s}^2}$  geringer angenommen. Der Asymmetriebeitrag bringt die Fahrzeuge in der Prädiktion dazu, falls möglich, auf die rechte Fahrspur zu wechseln. Da von einer solchen, aus Sicht des rückwärtigen Verkehrs kooperativen, Handlung nicht ausgegangen werden kann, wird der Asymmetriebeitrag zu Gunsten einer konservativen Prädiktion nicht berücksichtigt ( $a_{\text{bias}} = 0 \frac{\text{m}}{\text{s}^2}$ ). Der Höflichkeitsfaktor, der im Bereich  $0 \leq p \leq 1$  liegen kann, wird gemäß der Standardparametrierung des Modells mit einem Wert von  $p = 0.2$  gewählt [97, 150].

### 3.5.2 Umsetzung

Das Konzept der dezentralen kooperativen Verhaltensplanung (Abbildung 3.10) wird analog zur zentralen Planung in Python 3.6 implementiert und ist ebenfalls unter [148] öffentlich verfügbar. Dabei teilen sich beide Planungsalgorithmen einen Großteil der Klassen zum Aufbau des Suchbaums, weshalb in diesem Abschnitt die für die dezentrale Planung spezifischen Anpassungen im Vordergrund stehen.

Vergleichbar mit der zentralen Planung startet die Simulationsumgebung die dezentrale A\*-Suche, indem sie die Objekte der planenden Fahrzeuge übergibt. Auch in der dezentralen Verhaltensplanung kennt jedes Fahrzeug den Bewegungszustand, d. h. Position und Geschwindigkeit, aller anderen Fahrzeuge. Diese Annahme ist notwendig, damit die festgestellten Unterschiede zwischen beiden Arten der Verhaltensplanung auf die kommunikationsbasierte Abstimmung von Verhaltensplänen zurückzuführen ist und nicht auf die erweiterte Wahrnehmung durch andere V2X-Dienste wie CAM oder CPS. Im Gegensatz zur zentralen Planung, bei der ein Planungsprozess die Aktionen aller Fahrzeuge berechnet, führt in der dezentralen Planung jedes

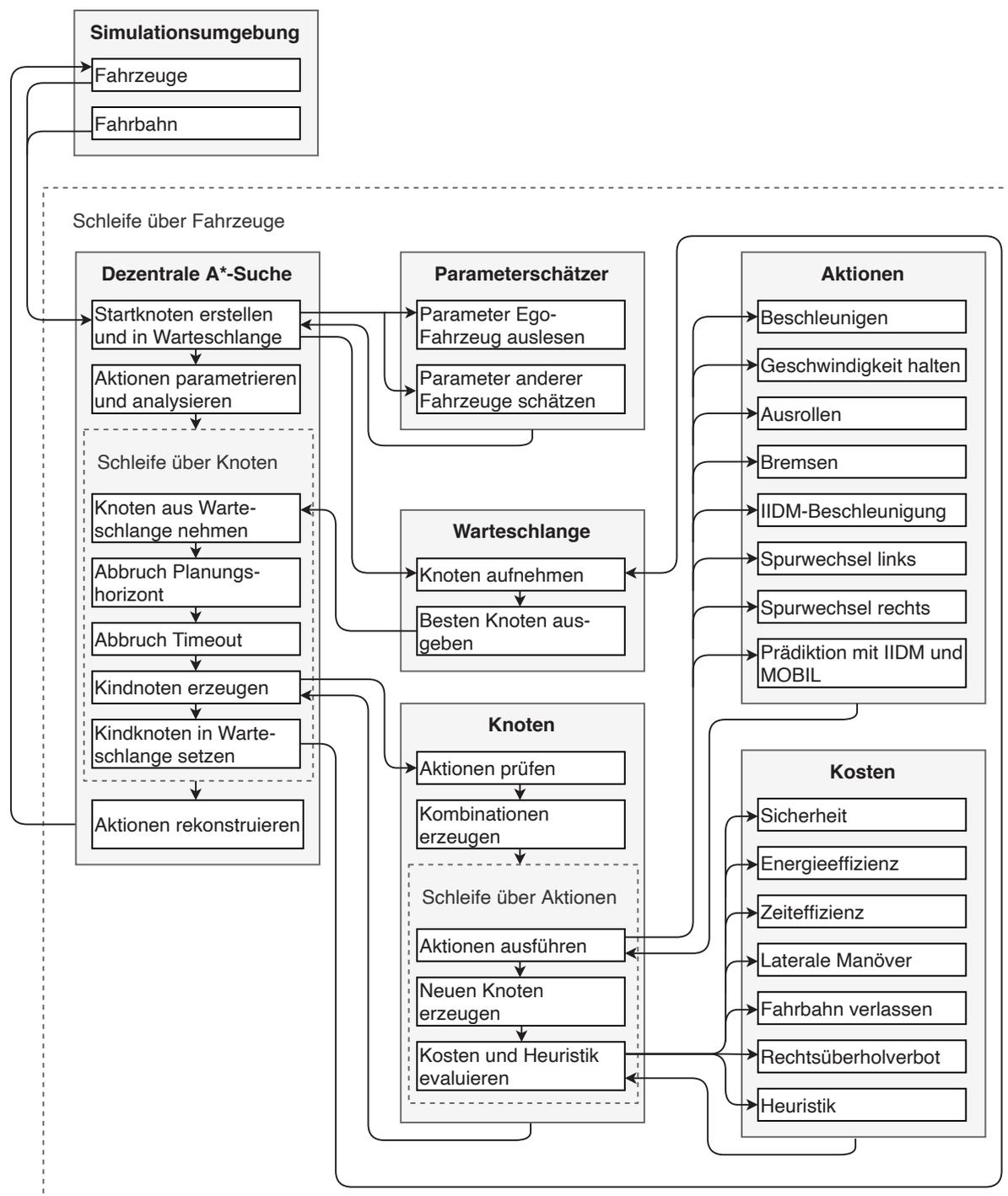


Abbildung 3.10: Implementierung der dezentralen A\*-Suche

Fahrzeug seinen eigenen Planungsprozess durch. Daher wird die dezentrale A\*-Suche einmal für jedes Fahrzeug durchgeführt, wobei sich nur die Perspektive des Ego-Fahrzeugs ändert. Der Unterschied zwischen Ego- und Umgebungsfahrzeug besteht dabei in den anwendbaren Aktionen, die beim Ego-Fahrzeug dem vollständigen Aktionsset (Kapitel 3.4.2) entsprechen und für Umgebungsfahrzeuge nur die Durchführung der Prädiktion enthalten. Sind diese Rollen für den Planungsprozess eines Fahrzeugs definiert, trifft der Parameterschätzer mit dem in Abschnitt 3.5.1 beschriebenen Konzept Annahmen über die unbekannt Parameter der Fahrzeuge des Umgebungsverkehrs (z. B. Wunschgeschwindigkeit), bevor der Startknoten erstellt werden kann.

Entsprechend dem Prozess der zentralen Planung erfolgt nach der Analyse der Aktionen die Expansion des Wurzelknotens. Hierfür sortiert die Knoten-Klasse die Aktionen aus, die im gegenwärtigen Zustand des Ego-Fahrzeugs nicht durchführbar sind. Beim Erzeugen der Kombinationen entstehen im Gegensatz zur zentralen Planung nur so viele Möglichkeiten, wie das Ego-Fahrzeug gültige Aktionen besitzt, weil Umgebungsfahrzeuge mit je einer Aktion (Prädiktion) keine zusätzliche Varianz schaffen. Nach der Ausführung der Aktionen bzw. der Prädiktionen, werden die neu erzeugten Zustände mit der in Kapitel 3.3 hergeleiteten Kostenfunktion und der in Abschnitt 3.4.2 vorgestellten Heuristik bewertet. Der Kooperationsfaktor wird aus Gründen der internen Validität analog zur zentralen Planung auf  $\lambda = 1$  gesetzt. Aus den neuen Zuständen werden zusammen mit den zugehörigen Bewertungen neue Knoten erzeugt und in die Warteschlange eingereiht. In der nächsten Iteration wählt der A\*-Algorithmus den bestbewerteten Knoten der Warteschlange aus, expandiert ihn und sortiert die daraus entstandenen Knoten wiederum in die Warteschlange. Auf diese Weise schreitet die Expansion des Suchbaums fort, bis eines der Abbruchkriterien des Planungshorizonts (beste Lösung gefunden) oder des Timeouts eintritt. Der Planungshorizont wird hierbei auf fünf Zeitschritte festgelegt, was bei einer Zeitschrittweite von 2,5 s einer Vorausplanung von 12,5 s entspricht. Ein längerer Planungshorizont bringt keine weiteren Vorteile, wie Anhang B zeigt.

Nach dem Ende des Suchprozesses wird die zum gefundenen Knoten zugehörige Abfolge an Aktionen rekonstruiert. Dieses Vorgehen wird für alle Fahrzeuge durchgeführt, bis die Steuerungssignale jedes Fahrzeugs vorliegen. Anstatt wie bei der zentralen Planung alle Aktionen über den gesamten Planungshorizont auszuführen, kommt jedoch nur die erste Aktion jedes Fahrzeugs über einen Planungszeitschritt (analog zur zentralen Planung 2,5 s) zur Anwendung, weil die geplanten Aktionen auf prädizierten Handlungen der Umgebungsfahrzeuge basieren und diese von den tatsächlich gewählten Aktionen abweichen. Daher wird der Planungsprozess aller Fahrzeuge solange wiederholt, bis die eingestellte Dauer der Simulation erreicht ist.

### 3.5.3 Beispielszenario

Die Abbildungen 3.11 und 3.12 zeigen das Verkehrsszenario aus Kapitel 3.4.4, bei dem das blaue und das orange Fahrzeug mit gleicher Startgeschwindigkeit ( $22 \frac{\text{m}}{\text{s}}$ ) und unterschiedlicher Wunschgeschwindigkeit (blaues Fahrzeug  $35 \frac{\text{m}}{\text{s}}$ , oranges Fahrzeug  $40 \frac{\text{m}}{\text{s}}$ ) versetzt nebeneinander fahren.

Da das blaue Fahrzeug auf einer Einfädelspur fährt, muss es die Spur wechseln um nicht am Ende der Fahrbahn abbremsen zu müssen. Dazu kann es entweder vor oder hinter dem orangefarbenen Fahrzeug einfädeln, was dieses durch Abbremsen oder Beschleunigen unterstützen kann. Aufgrund der niedrigeren Wunschgeschwindigkeit des blauen Fahrzeugs wäre ein Einfädeln hinter dem orangefarbenen Fahrzeug langfristig kosteneffizienter. Aufgrund der fehlenden Möglichkeit der kommunikationsbasierten Abstimmung, können die Fahrzeuge ihre Verhaltenspläne jedoch nicht koordinieren, um die beste Lösung zu finden. Weil das orangefarbene Fahrzeug nicht mit einem planenden Verhalten des blauen Fahrzeugs rechnen kann, geht es davon aus, dass dieses beschleunigt und nach Möglichkeit die Spur wechselt. Eine andere Verhaltensweise sieht das Prädiktionsmodell nicht vor. Um die hohen Kosten einer Abbremsung am Spurende zu verhindern, verzögert das orangefarbene Fahrzeug leicht und schafft damit eine Lücke, die das blaue Fahrzeug zum Einfädeln nutzt. Auch wenn die Fahrzeuge ohne Abstimmung nicht die bestmögliche Lösung finden, weil das orangefarbene Fahrzeug seine Geschwindigkeit langfristig an das blaue Fahrzeug anpassen muss, verhalten sich die Fahrzeuge kooperativ und schaffen es, die drohende Abbremsung am Spurende zu vermeiden.

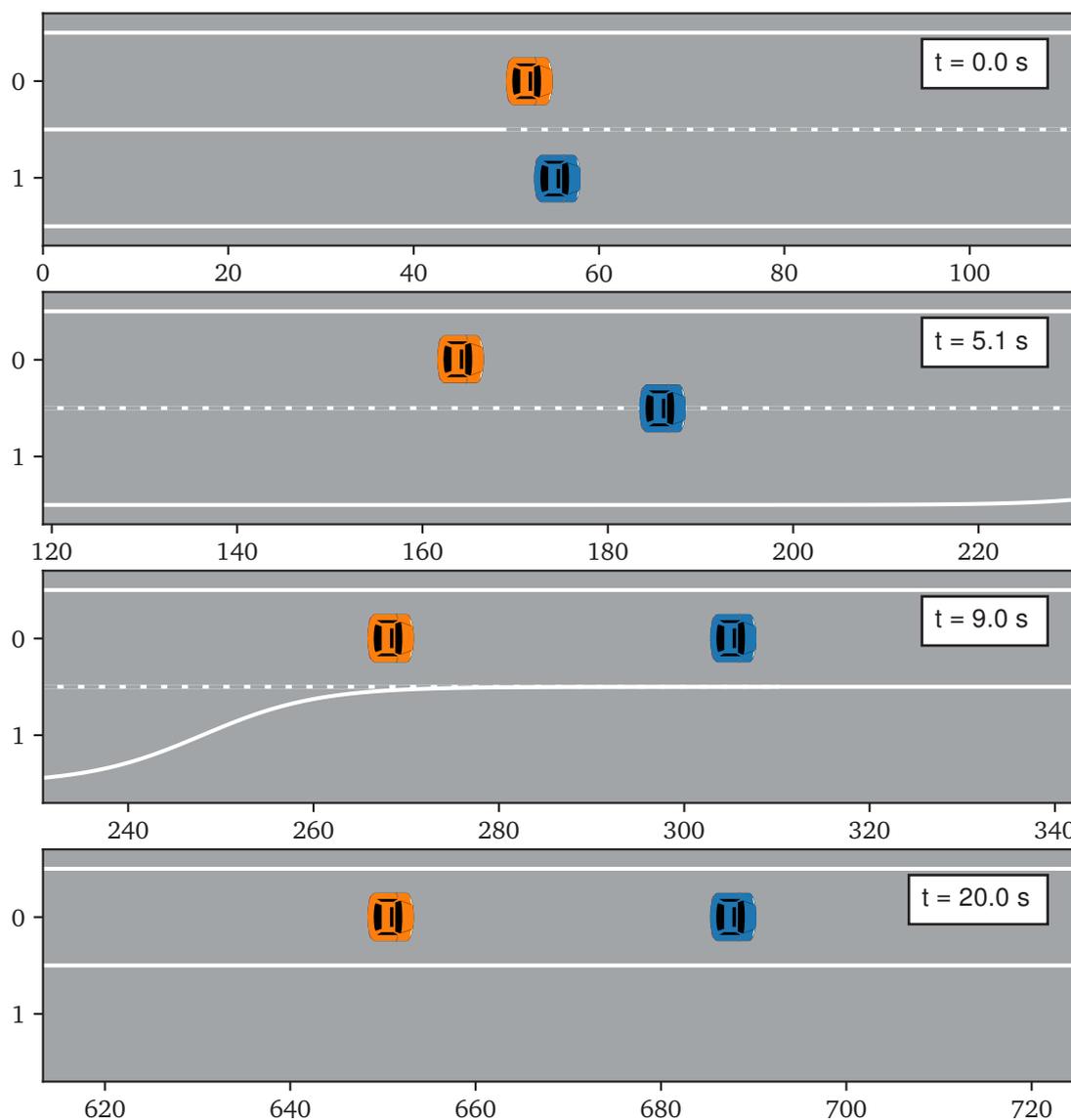


Abbildung 3.11: Ablauf des Beispielszenarios mit dezentraler Planung

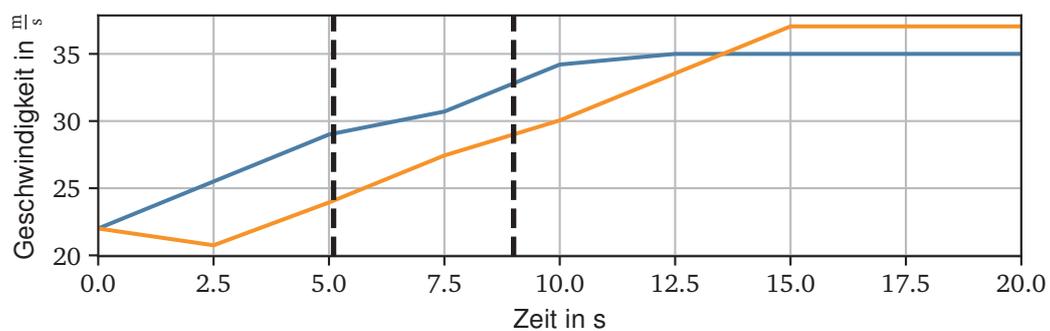


Abbildung 3.12: Geschwindigkeitsverlauf des blauen und orangen Fahrzeugs im Beispielszenario mit dezentraler Planung

## 3.6 Testszzenarien für kooperative Verhaltensplanung

Wie in Kapitel 3.1 beschrieben, sollen die beiden kooperativen Verhaltensplaner anhand realistischer Verkehrsszenarien verglichen werden. Da der bisherige Stand der Wissenschaft kein Verfahren zur Erzeugung realistischer Szenarien für den Test der kooperativen Interaktion mehrerer Fahrzeuge enthält, wird das im Rahmen dieser Arbeit vorgestellte Verfahren von Knies et al. [147] verwendet. Neben der Beschreibung des Konzepts, des Prozesses und der zur Szenariengenerierung verwendeten Verkehrsdaten enthält dieses Kapitel ein Beispielszenario zur Veranschaulichung des Ansatzes, sowie eine Beschreibung des Szenarienkatalogs, der in dieser Arbeit als Vergleichsgrundlage dient und zur weiteren Verwendung öffentlich zugänglich ist [151].

### 3.6.1 Konzept

Das Ziel des Testszzenarienkatalogs ist es, eine Grundlage für die Testung verschiedener kooperativer Verhaltensplaner zu schaffen. Methodisch ist es daher sinnvoll, die Szenariengenerierung an den Gütekriterien der Testtheorie auszurichten. Diese umfassen die Begriffe der Objektivität, Reliabilität und Validität als Hauptkriterien [152, S. 179] sowie Normierung, Ökonomie und Praktikabilität als Nebenkriterien [153, S. 485 f.], [154, p. 7 ff.]. Der folgende Abschnitt erläutert, wie diese Gütekriterien im Konzept der Testszzenariengenerierung berücksichtigt werden.

*Objektivität:* Ein Test ist objektiv, wenn er unabhängig von der Person, die ihn durchführt, zu den gleichen Ergebnissen kommt. Da der Test hier die Durchführung einer Simulation darstellt, ist er objektiv, wenn die Bedingungen der Simulation klar definiert sind. Deshalb werden für jedes Szenario die Charakteristik der Fahrbahn, der Startzustand der Fahrzeuge sowie die Dauer der Simulation festgelegt.

*Reliabilität:* Ein Test, der bei wiederholten Messungen die gleichen Ergebnisse liefert, ist reliabel. Da eine Simulation keinen äußeren Einflüssen unterliegt, wie es z. B. bei Feldversuchen der Fall ist, sind simulative Tests eines Szenarios von Natur aus zuverlässig. Da unterschiedliche Verhaltensplaner ihre Stärken und Schwächen in unterschiedlichen Szenarien haben, muss ein zuverlässiger Vergleich eine große Anzahl unterschiedlicher Situationen und variierende Fahrbahneigenschaften, wie z. B. eine unterschiedliche Anzahl von Fahrstreifen und Szenarien mit bzw. ohne Beschleunigungsstreifen, umfassen. Daher wurde für die Szenarioextraktion ein großer Verkehrsdatensatz verwendet, der Aufzeichnungen von unterschiedlichen Orten enthält und somit die geforderte Varianz bietet.

*Validität:* Im Gegensatz zum Themengebiet der Modellvalidierung, in dem sich Validität auf die Übereinstimmung zwischen Modell und Realität bezieht, bedeutet Validität im Sinne der Testtheorie, dass ein Test genau das misst, was er messen soll. Im Fall der kooperativen Verhaltensplanung umfasst dies die zur Messung der Kooperation verwendete Metrik, den Testmodus, in dem die Verhaltensplaner getestet werden, sowie die Auswahl der Testszzenarien. Als Metrik für Kooperation im Straßenverkehr kommt die in Kapitel 3.3 vorgestellte Kostenfunktion zur Anwendung. Der Testmodus muss sicherstellen, dass sich die getesteten Verhaltensplaner nicht nur in Situationen intelligent verhalten, in denen sie die Kooperation anderer Fahrzeuge benötigen, sondern auch, wenn sie in der Position sind, andere zu unterstützen. Daher sieht der Testmodus vor, dass der zu testende Verhaltensplaner auf alle Fahrzeuge eines Szenarios innerhalb derselben Simulation angewendet wird. Aus diesem Grund wird für keines der Fahrzeuge eine Trajektorie vorgegeben, sondern nur deren Ausgangszustand. Von diesem Ausgangszustand aus werden die Verhaltensplaner angewendet, bis die festgelegte Dauer

des Szenarios erreicht ist. Um für das Testen kooperativer Verhaltensplaner valide zu sein, müssen die Testszenarien von kooperativem Verhalten profitieren. Im Kontext des kooperativen Fahrens stellen Düring und Pascheka [26] fest, dass kooperatives Verhalten den Nutzen des kooperativ handelnden Agenten und den Nutzen mindestens eines anderen Agenten so beeinflusst, dass der Gesamtnutzen gegenüber einem Referenznutzen steigt. Zudem muss die Durchführung der kooperativen Handlung absichtlich erfolgen. Dieses Konzept impliziert, dass jedes Szenario zweimal simuliert werden muss: durch ein Referenzverhaltensmodell und durch ein vollständig kooperatives Verhaltensmodell. Ein Szenario wird dann als valide angenommen, wenn mindestens ein Fahrzeug einen geringeren individuellen Nutzen in Kauf nimmt, um den Gesamtnutzen der kooperativen Lösung gegenüber der Lösung des Referenzmodells zu erhöhen. Der individuelle Nachteil mindestens eines Fahrzeugs ist nach der Definition von Düring und Pascheka [26] keine Voraussetzung, jedoch ist dies eine notwendige Annahme, um eine absichtliche Handlung zur Erhöhung des Nutzens der anderen Fahrzeuge annehmen und eine rein egoistische Motivation ausschließen zu können. Im Sinne von Düring und Pascheka [26] werden kooperative Handlungen mit einem individuellen Nachteil des handelnden Agenten als altruistisch-kooperativ bezeichnet.

*Normierung:* Ein normierter Test liefert eine Referenz für seine Testergebnisse. Innerhalb der Generierung der Testszenarien wird ein kooperativer zentraler Planungsalgorithmus verwendet, der die bestmögliche Lösung der Szenarien innerhalb der gewählten Diskretisierung berechnet. Die Ergebnisse dieses vollständig kooperativen Planers stellen die untere Grenze der erreichbaren Kosten dar, während das Referenzverhaltensmodell ohne die Fähigkeit der Verhaltensplanung als obere Kostengrenze betrachtet werden kann.

*Ökonomie:* Unter dem Gesichtspunkt der Ökonomie sollten die für die Durchführung eines Tests benötigten Ressourcen nicht unnötig hoch sein. Daher wird anstelle einer aufwendigen Verkehrssimulation ein szenariobasierter Ansatz verfolgt, bei dem nur Szenarien berechnet werden, die für den Test der kooperativen Verhaltensplanung relevant sind.

*Praktikabilität:* Ein Test ist praktikabel, wenn die Testmethode für den Forschungszweck geeignet ist. Da anhand der Testszenarien beurteilt werden soll, wie sich ein kooperativer Verhaltensplaner im Straßenverkehr verhalten würde, sollten die im Testdatensatz enthaltenen Szenarien so natürlich und realistisch wie möglich sein. Der einfachste Weg, dies zu erreichen, ist die Extraktion der Szenarien aus einem realen Verkehrsdatensatz. Diese Vorgehensweise stellt sicher, dass die Generierung der Testszenarien nicht durch manuelle Vorgaben, wie z. B. definierte Parameterräume oder ein bestimmtes Verhaltensmodell, eingeschränkt wird. Ein weiterer Aspekt der Praktikabilität ist, dass nicht jedes Szenario, das in der Theorie kooperativ gelöst werden könnte, aufgrund der Akzeptanz des Fahrers auch in der Praxis kooperativ gelöst werden würde. So ist beispielsweise anzunehmen, dass Fahrer eines automatisierten Fahrzeugs nicht bereit sind, für einen kleinen Vorteil des Gesamtnutzens einen hohen individuellen Nachteil in Kauf zu nehmen. Ab welchem Verhältnis von Ego-Fahrzeug-Kosten zu Umgebungsfahrzeug-Nutzen eine kooperative Aktion akzeptiert wird, hängt vom Grad der Kooperation ab. Wie in Kapitel 3.3 beschrieben, liegt dieses Verhältnis zwischen 0 (unkooperativ, weil keine Mehrkosten akzeptiert werden) und 1 (vollständig kooperativ, weil jede Mehrkosten für einen höheren Gesamtnutzen akzeptiert werden). Da es keinen etablierten Wert gibt, inwieweit sich zukünftige automatisierte Fahrzeuge kooperativ verhalten, wird für die Szenarienauswahl ein mittlerer Wert von 0,5 angenommen. Das bedeutet für die ausgewählten Szenarien, dass sich der Nachteil des kooperierenden Fahrzeugs doppelt auszahlen muss. Einmal, um die Mehrkosten des kooperierenden Fahrzeugs auf eine Gesamtkostendifferenz von 0 zu kompensieren und das zweite Mal, um eine Steigerung des Gesamtnutzens in Höhe des individuellen Nachteils zu erreichen. Szenarien,

in denen der Gesamtkostenvorteil kleiner ist als der Nachteil des kooperierenden Fahrzeugs, werden als nicht relevant eingeschätzt und daher verworfen.

### 3.6.2 Prozess

Der Prozess der Szenariengenerierung gliedert sich in die Phasen Szenarioextraktion, Vorauswahl, strategische Zielgenerierung und Evaluation der Kooperation. Dieser Prozess wird für jede Aufnahme des verwendeten Datensatzes angewandt.

Verkehrsdatensätzen enthalten die aufgezeichneten Fahrzeuge als kontinuierlichen Strom. Um daraus Szenarien zu generieren, müssen aufeinanderfolgende Sequenzen von Fahrzeugen extrahiert werden. Dazu wird eine Referenzlinie an den Anfang des aufgezeichneten Bereichs (gestrichelte Linie in Abbildung 3.13) gesetzt und die  $m$  nächsten Fahrzeuge ausgewählt, wobei  $m$  die gewünschte Anzahl von Fahrzeugen im Szenario ist. Wird eines der  $m$  nächsten Fahrzeugen durch ein anderes ersetzt, entsteht ein neues Szenario. Auf diese Weise wird der gesamte Datensatz in Szenarien verarbeitet, wobei die maximale Anzahl von Fahrzeugen pro Szenario  $m = 4$  beträgt. Diese Obergrenze entsteht durch das exponentielle Wachstum der Rechenzeit des zentralen kooperativen Planers mit der Anzahl der Fahrzeuge (Gleichung 2.1). Enthält ein Zeitschritt einer Aufnahme weniger als vier Fahrzeuge, wird das Szenario mit der entsprechenden Anzahl an Fahrzeugen extrahiert.

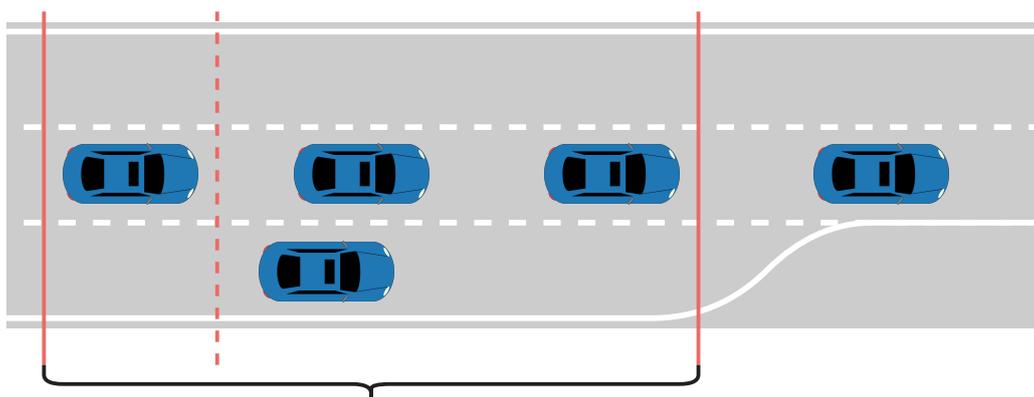


Abbildung 3.13: Szenarioextraktion mit vier Fahrzeugen nach [147]

Um nicht alle extrahierten Szenarien simulieren zu müssen und somit Rechenzeit zu sparen, filtert eine Vorauswahl offensichtlich irrelevante Szenarien heraus. Zu diesen gehören Situationen, in denen die geringste TTC [155] größer ist als die Dauer der Simulation ist, weil in diesem Zeitraum voraussichtlich keine Interaktion stattfindet. Darüber hinaus verwirft die Vorauswahl Szenarien aus gebundenem oder gestautem Verkehr, die auf Basis einer geringeren Durchschnittsgeschwindigkeit als  $60 \frac{\text{km}}{\text{h}}$  bestimmt werden [99, S. 88], weil Staus nur mit einer umfangreichen Verkehrssimulation und nicht mit einer kleinen Anzahl an Fahrzeugen in einem szenariobasierten Ansatz modelliert werden können.

Der Ausgangszustand, die Fahrzeugabmaße und das Fahrbahnmodell, auf dem die Fahrzeuge simuliert werden sollen, können aus den aufgezeichneten Daten der verbleibenden Szenarien ausgelesen werden. Zusätzlich benötigen die Fahrzeuge ein strategisches Ziel, das die Verhaltensmodelle verfolgen sollen. Da in der vorliegenden Arbeit nur autobahnähnliche Straßen ohne Kreuzungen o. ä. betrachtet werden, besteht das strategische Ziel darin, mit der fahrzeugindividuellen Wunschgeschwindigkeit zu fahren. Da diese nicht in den Daten enthalten ist, wird die Wunschgeschwindigkeit auf Basis des jeweiligen Fahrzeugzustands abgeschätzt. Hat ein

Fahrzeug einen Vordermann, kann die Wunschgeschwindigkeit aufgrund der Behinderung durch das vorausfahrende Fahrzeug höher als die aktuelle Geschwindigkeit sein. In diesem Fall wird die Wunschgeschwindigkeit auf die maximale Geschwindigkeit des Fahrzeugs während der gesamten Aufzeichnung gesetzt. Hat ein Fahrzeug hingegen freie Fahrt, fährt es bereits mit seiner vermeintlichen Wunschgeschwindigkeit, weshalb diese auf die aktuelle Geschwindigkeit gesetzt wird.

Ausgehend vom Startzustand werden die Szenarien mit einem nicht vorausplanenden Referenzverhaltensmodell sowie mit einem vollständig kooperativen Verhaltensplaner simuliert. Ersteres wird durch das in Kapitel 2.3.1 vorgestellte IIDM abgebildet und zweiteres durch den zentralen kooperativen Verhaltensplaner (Kapitel 3.4). Nach dem in Abschnitt 3.6.1 beschriebenen Konzept werden aus den Ergebnissen der Simulationen der maximale individuelle Nachteil eines Fahrzeugs sowie der Vorteil im Gesamtnutzen aller Fahrzeuge ermittelt. Führt ein Fahrzeug des Szenarios eine kooperative Aktion durch und nimmt dabei einen individuellen Nachteil in Kauf, der zu einem Gesamtkostenvorteil führt, der gleich oder höher als der Kostennachteil des kooperierenden Fahrzeugs ist, wird das Szenario als gültig und relevant für die Bewertung von kooperativem Verhalten angesehen und somit in den Szenarienkatalog aufgenommen.

Die Dauer der Simulationen muss so gewählt werden, dass die Verhaltensplaner die Szenarien vollständig lösen können. Theoretisch kann ein Szenario als gelöst betrachtet werden, wenn die Fahrzeuge einen Zustand erreichen, in dem sie mit ihrer Wunschgeschwindigkeit fahren können, ohne bremsen oder die Spur wechseln zu müssen und dadurch die Terme der Kostenfunktion Null werden. Von diesem Zeitpunkt an folgen die Fahrzeuge einander, ohne ihre Reihenfolge zu ändern. Praktisch kann ein Fahrzeug in eine Situation geraten, in der es einem langsameren Vorderfahrzeug folgt, aber die Kosten für einen Spurwechsel höher wären als die Kosten für den Zeitverlust beim Verbleib auf dem Fahrstreifen. Daher werden die Zeitkosten nicht in allen Szenarien Null, sondern nähern sich asymptotisch einem konstanten Wert nahe Null an. Für den Prozess der Szenariengenerierung wurde eine Simulationsdauer von 20 s verwendet und mit Hilfe des Verlaufs der über alle Szenarien gemittelten Kosten in Abhängigkeit der Simulationszeit validiert (Abbildung 4.7). Das Schaubild zeigt, dass der Wert von 20 s die Anforderung der asymptotischen Annäherung der Kostenterme erfüllt.

Die Aktion, die zum individuellen Nachteil des kooperierenden Fahrzeugs führt und dadurch einen höheren Nutzen für die anderen Fahrzeuge ermöglicht, wird nachfolgend als kooperative Handlung bezeichnet. Um ein tieferes Verständnis der zugrunde liegenden kooperativen Mechanismen im Straßenverkehr zu erlangen, werden die extrahierten Szenarien nach dieser kooperativen Handlung gruppiert.

### 3.6.3 Datensatz

Der Prozess zur Auswahl der Testszenarien erfordert Verkehrsdaten als Eingangsquelle. Hierfür wurde der highD-Datensatz [156] verwendet, der die zurückgelegten Trajektorien innerhalb eines 420 m langen Autobahnabschnitts enthält. Zur Erzeugung des Datensatzes wurde dieser Straßenabschnitt von einer Videodrohne gefilmt und die Trajektorien der Fahrzeuge aus dem Videomaterial erzeugt. Der Datensatz enthält Aufnahmen aus beiden Fahrtrichtungen von sechs verschiedenen Standorten innerhalb Deutschlands mit einer Gesamtaufzeichnungsdauer von 147 h, von denen jeweils die obere Fahrtrichtung für die Szenarioextraktion verwendet wurde. Die Aufnahmen enthalten zwei- als auch dreispurige Autobahnen sowie dreispurige Abschnitte mit Einfädelspuren.

### 3.6.4 Beispielszenario

Um die Szenarien zu identifizieren, die Teil des Szenarienkatalogs sein sollen, wird ein naturalistischer Fahrdatensatz in Szenarien aufgeteilt, die anschließend mit dem IIDM und dem zentralen Verhaltensplaner bewertet werden. Das nachfolgende Beispiel zeigt diesen Bewertungsprozess anhand der durchgeführten Simulationen mit beiden Verhaltensplanern und erläutert die weiteren Schritte zur Auswahl des Szenarios.

Die Startsituation ist für beide Simulationen identisch. Das rote Fahrzeug fährt mit seiner Wunschgeschwindigkeit von  $22,5 \frac{m}{s}$  auf der rechten Spur. Das grüne Fahrzeug nähert sich auf dem gleichen Fahrstreifen von hinten und möchte aufgrund seiner höheren Wunschgeschwindigkeit ( $26,4 \frac{m}{s}$ ) überholen. Eine ähnliche Situation entsteht auf der mittleren Fahrspur. Hier nähert sich das blaue Fahrzeug seinem Vorderfahrzeug (orange) mit höherer Geschwindigkeit an und möchte dieses ebenfalls überholen. Beide fahren zu Beginn des Szenarios mit ihren Wunschgeschwindigkeiten, wobei hier das Geschwindigkeitsniveau mit  $36,6 \frac{m}{s}$  bzw.  $33,0 \frac{m}{s}$  höher liegt als auf dem rechten Fahrstreifen. Die linke Spur ist nicht belegt.

Die Abbildungen 3.14 und 3.16 zeigen die Lösung des Referenzmodells IIDM. Das grüne Fahrzeug wechselt bei  $t = 0,2 \text{ s}$  auf die mittlere Spur, um das rote Fahrzeug zu überholen. Dadurch bremst es das blaue und das orange Fahrzeug aus, die daraufhin ebenfalls nach links wechseln. Um während des gesamten Spurwechsels einen sicheren Abstand zu halten, bremsen das blaue und das orange Fahrzeug ab und beschleunigen erst nach ihrem Spurwechsel auf die linke Spur ( $t = 4,2 \text{ s}$ ) wieder. Da kein weiterer Fahrstreifen existiert, bleibt das blaue Fahrzeug trotz seiner höheren Wunschgeschwindigkeit hinter dem orangenen Fahrzeug. Die Bremsungen, der damit verbundene Zeitverlust und die Spurwechsel ergeben nach der in Kapitel 3.3 vorgestellten Metrik Kosten in Höhe von 6,4.

Der kooperative Verhaltensplaner löst das Szenario wie in den Abbildungen 3.15 und 3.17 dargestellt. Anstatt das rote Fahrzeug direkt zu Beginn des Szenarios zu überholen, wartet das grüne Fahrzeug, bis es von den sich schnell annähernden Fahrzeugen auf dem mittleren Fahrstreifen überholt wurde. Dadurch kann das orange Fahrzeug ohne Verzögerung auf der mittleren Spur weiterfahren, ohne nach links wechseln zu müssen. Das ermöglicht dem blauen Fahrzeug den Überholvorgang auf dem linken Fahrstreifen auszuführen, den es bei  $t = 0,1 \text{ s}$  beginnt. Nach dem Vorbeilassen der schnelleren Fahrzeuge (blau und orange) startet das grüne Fahrzeug seinen eigenen Überholvorgang bei  $t = 12,6 \text{ s}$  und beschleunigt anschließend auf seine Wunschgeschwindigkeit. Die Kosten für die vom kooperativen Planer berechnete Lösung betragen gemäß der in Kapitel 3.3 vorgestellten Kostenfunktion 2,9.

Im Vergleich zur Lösung des IIDM nimmt das grüne Fahrzeug durch die spätere Ausführung seines Überholvorgangs einen Nachteil in Form einer höheren Abweichung von seiner Wunschgeschwindigkeit in Kauf, um die Gesamtkosten aller Fahrzeuge zu reduzieren. Da die Senkung der Gesamtkosten mit  $6,4 - 2,9 = 3,5$  höher ist als der Nachteil des kooperierenden grünen Fahrzeugs (1,3), erfüllt das Szenario die in 3.6.1 gestellten Anforderungen und stellt damit einen geeigneten Kandidaten für den Testszenarienkatalog dar.

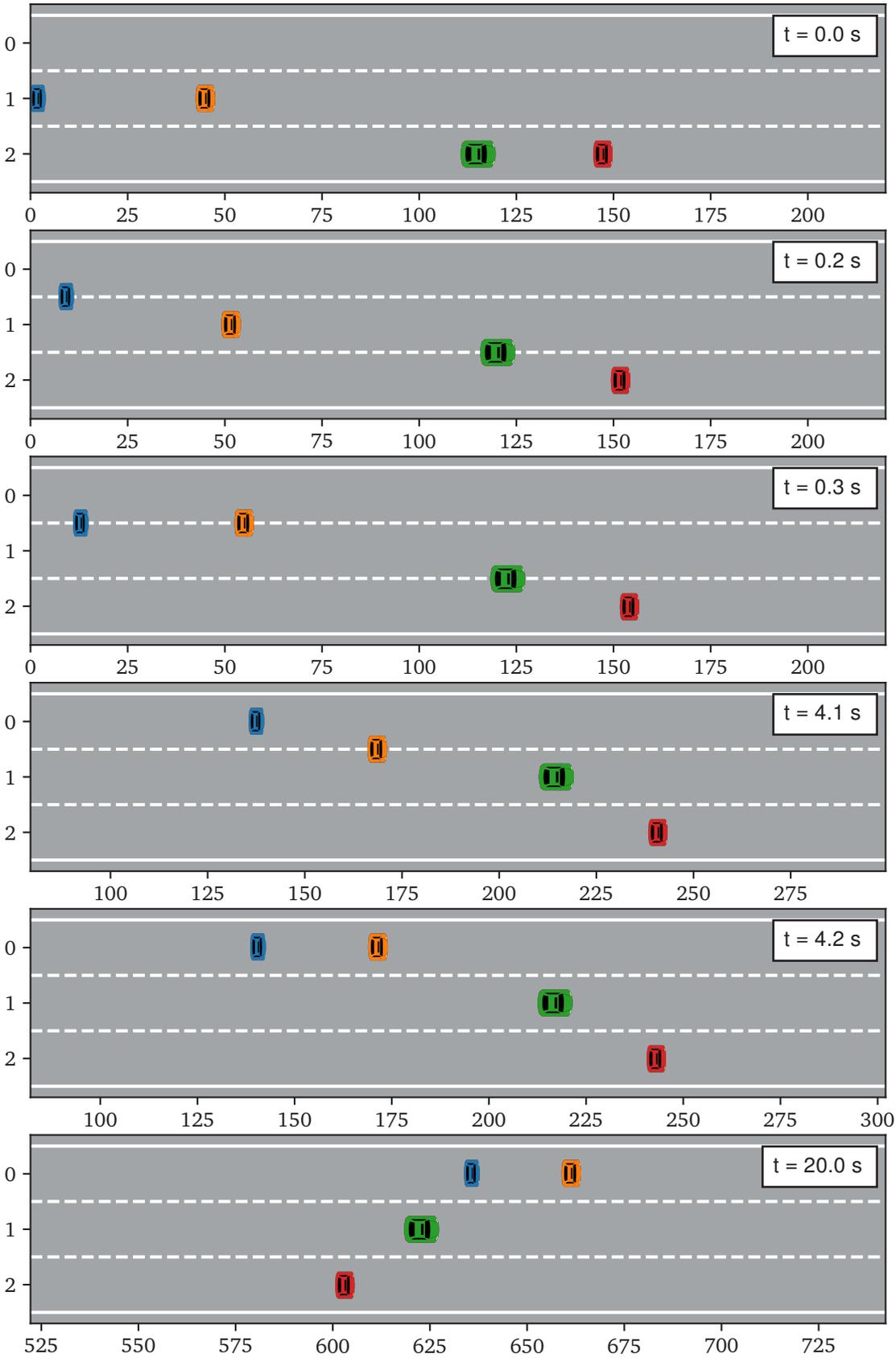


Abbildung 3.14: Lateraler Plot des IIDM

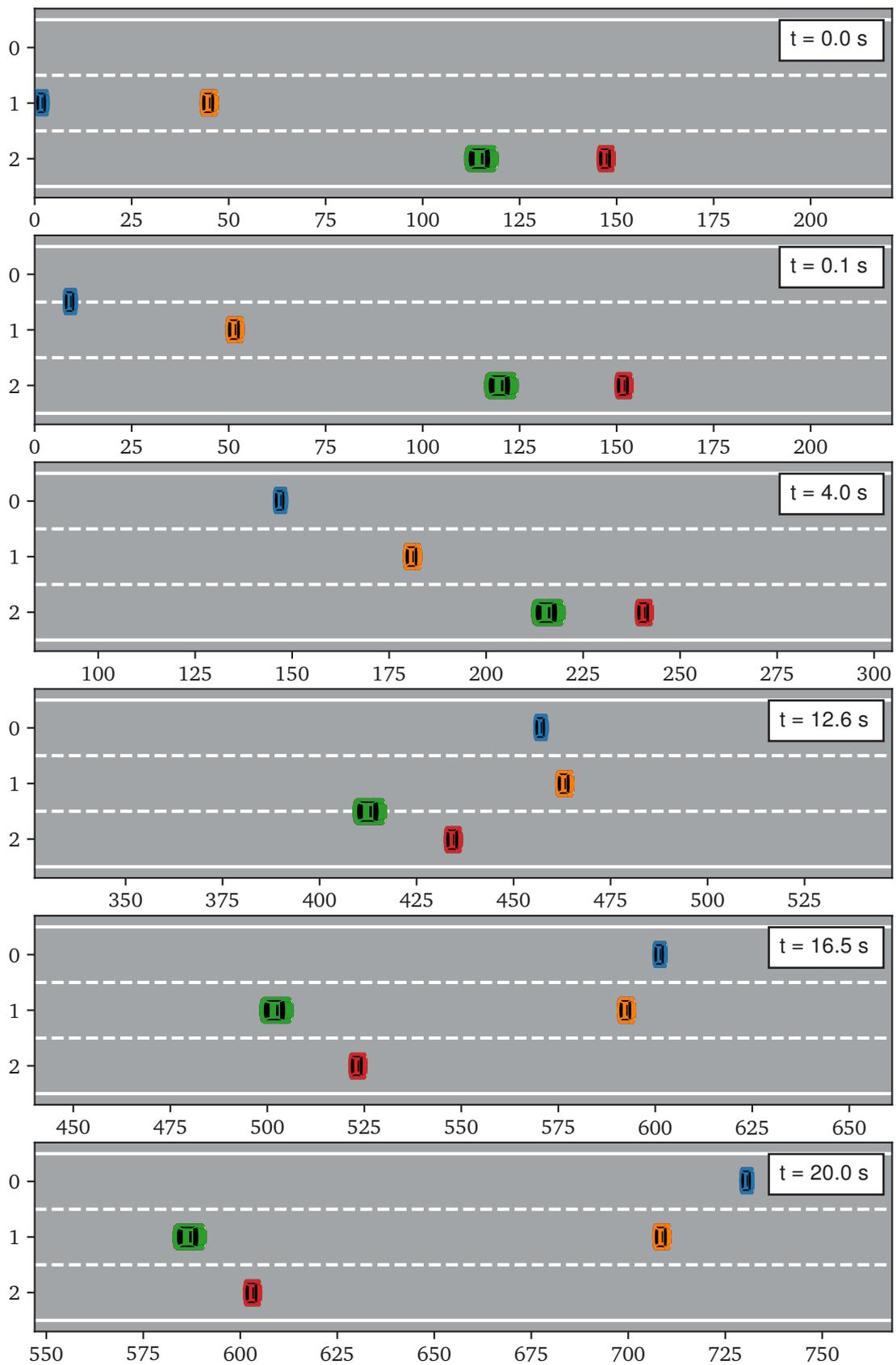


Abbildung 3.15: Lateraler Plot des zentralen Planers

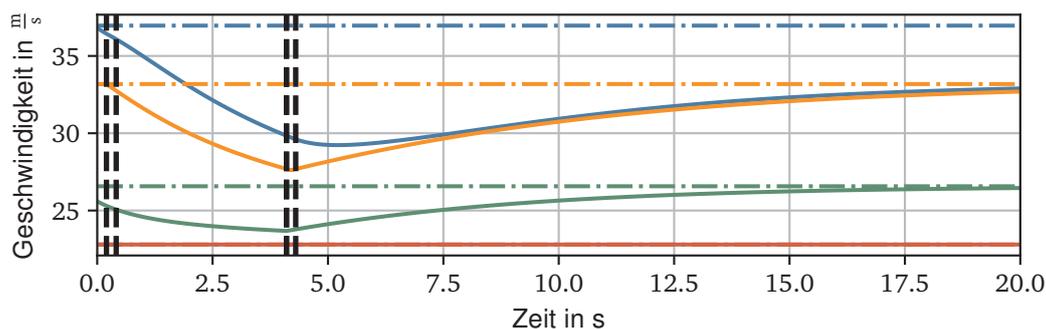


Abbildung 3.16: Longitudinaler Plot des IIDM

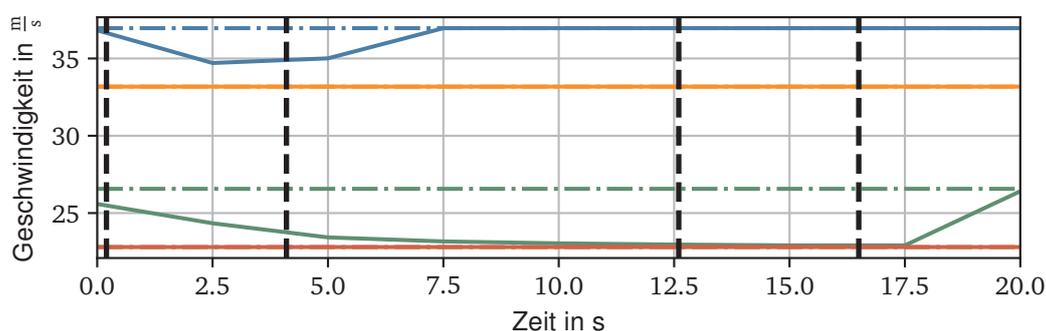


Abbildung 3.17: Longitudinaler Plot des zentralen Planers

### 3.6.5 Szenarienatalog

Die beschriebenen Simulationen werden mit allen aus dem Datensatz extrahierten Szenarien durchgeführt. Daraus entsteht eine Liste, die für jedes Szenario die Gesamtkosten des Referenz- und des kooperativen Verhaltensmodells sowie die höchsten in Kauf genommenen Nachteile aller beteiligten Fahrzeuge enthält. Aus dieser Liste werden anhand der in Kapitel 3.6.1 beschriebenen Qualitätskriterien der Validität und Praktikabilität die geeigneten Szenarien bestimmt und in den Testszenarienatalog aufgenommen.

Tabelle 3.2 zeigt die Anzahl der Szenarien und die ausgewertete Aufzeichnungszeit für jeden Fahrbahntyp des Datensatzes. Aufgrund der unterschiedlichen Aufzeichnungsdauer variiert die Anzahl der extrahierten Szenarien zwischen 16 für die dreispurige Fahrbahn mit Einfädelspur und 1902 für die Autobahn mit drei ununterbrochenen Fahrstreifen.

Tabelle 3.2: Struktur des Testszenarienatalogs

Fahrbahntyp	Anzahl Szenarien	Aufzeichnungsdauer
Zweispurig	337	192 min
Dreispurig	1902	759 min
Dreispurig mit Einfädelsstreifen	16	30 min
Gesamt	2255	981 min

Für ein detaillierteres Verständnis der kooperativen Mechanismen wird eine Gruppierung der Szenarien anhand der zugrundeliegenden kooperativen Handlung durchgeführt. Die kooperative Handlung ist die Aktion, die das kooperierende Fahrzeug (bestimmt durch den höchsten Nachteil) durchführt, um die Gesamtkosten des Szenarios zu reduzieren. Gemäß der Kostenterme der Kooperationsmetrik können höhere Sicherheits-, Zeit-, Energie- oder Spurwechselkosten

den in Kauf genommenen Kostennachteil dominieren. Da das Bremsen eine Verringerung der Geschwindigkeit verursacht und dadurch die Kosten des Zeitverlusts erhöht, werden die Energie- und Zeitkosten zusammen betrachtet. Aufgrund der hohen Gewichtung der Sicherheitskosten führt der kooperative Planer keine kooperativen Aktionen aus, die die Sicherheit beeinträchtigen, wodurch diese Art der Kostenerhöhung nicht zur Anwendung kommt. Die verbleibenden Terme sind die Metriken für Zeiteffizienz und laterale Manöver. Innerhalb der Zeitmetrik kann eine Überschreitung (V+) oder eine Unterschreitung (V-) der Wunschgeschwindigkeit erhöhte Kosten verursachen. In Querrichtung können zusätzliche Kosten aus einem Spurwechsel nach links (SWL) oder einem Spurwechsel nach rechts (SWR) resultieren. Die Analyse der Szenarien anhand dieser Szenariogruppen liefert die nachfolgend beschriebenen kooperativen Mechanismen.

SWR: Das kooperierende blaue Fahrzeug führt einen Fahrspurwechsel nach rechts durch. Gemäß dem Rechtsüberholverbot ermöglicht es dem nachfolgenden roten Fahrzeug das Überholen auf der freigegebenen Fahrspur (Abbildung 3.18).

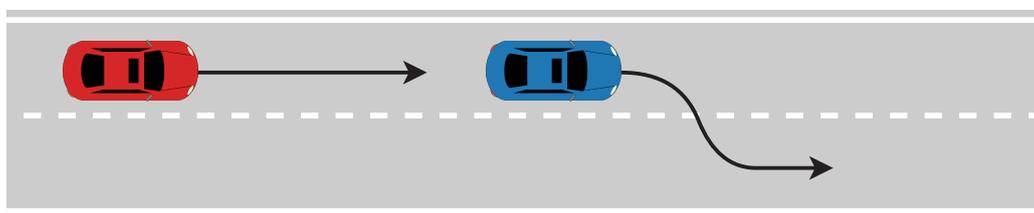


Abbildung 3.18: Szenariogruppe SWR

SWL: Der Spurwechsel nach links gibt die ursprüngliche Fahrspur des kooperierenden blauen Fahrzeugs frei. Aufgrund des Rechtsüberholverbots kann die freigegebene Spur nicht zum Überholen des kooperierenden Fahrzeugs verwendet werden. Stattdessen wird die freigewordene Spur zum Ziel des Spurwechsels des profitierenden roten Fahrzeugs von rechts. Gründe für die Ermöglichung des Spurwechsels sind langsamere Vorderfahrzeuge oder ein Ende der Fahrspur (Abbildung 3.19).

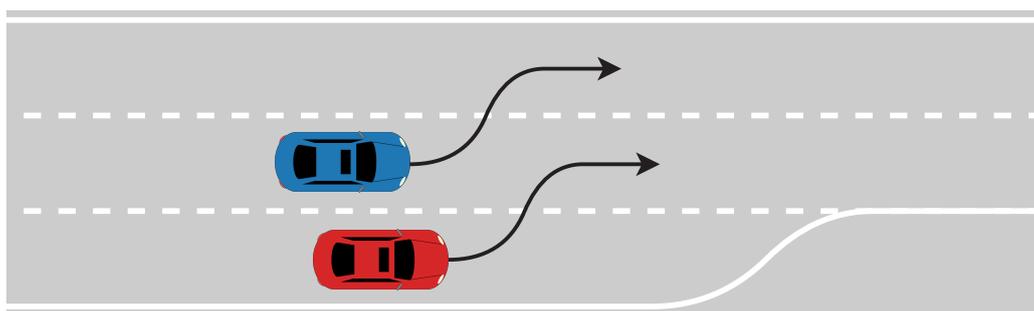


Abbildung 3.19: Szenariogruppe SWL

V+: Die Szenariogruppe der Kooperation durch erhöhte Geschwindigkeit wird in zwei Untergruppen aufgeteilt. Die erste, im Folgenden als V+ bezeichnet, ist dadurch gekennzeichnet, dass das kooperierende blaue Fahrzeug in seiner Spur bleibt. Innerhalb der Szenarien dieser Gruppe öffnet das kooperierende Fahrzeug durch Beschleunigung eine Lücke hinter sich, sodass das schnellere nachfolgende rote Fahrzeug mehr Zeit für einen Spurwechsel hat und somit eine höhere Geschwindigkeit beibehalten kann (Abbildung 3.20).

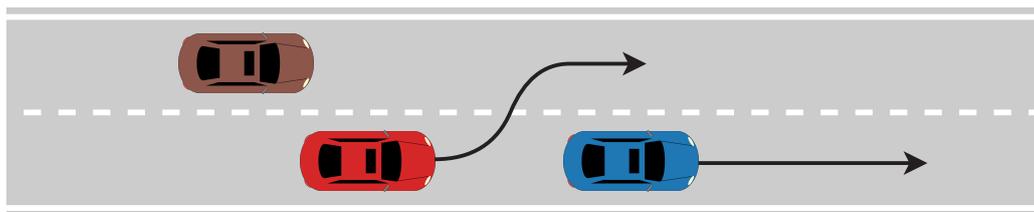


Abbildung 3.20: Szenariogruppe V+

V+ SWR: In der zweiten Untergruppe folgt auf die Beschleunigung ein Fahrspurwechsel nach rechts. Entsprechend den reinen SWR-Szenarien besteht das Ziel der Aktion des kooperierenden blauen Fahrzeugs darin, das schnellere rote Fahrzeug passieren zu lassen. Da ein Fahrzeug auf der rechten Spur einen sofortigen Spurwechsel blockiert, beschleunigt das kooperierende Fahrzeug, um das blockierende Fahrzeug zu überholen und die Spur so schnell wie möglich freizugeben, damit sein Folgefahrzeug nicht an Geschwindigkeit verliert (Abbildung 3.21). Der Hauptunterschied zwischen der V+ SWR und der SWR-Gruppe liegt in der Definition der kooperativen Aktion. Da in der SWR-Gruppe der kooperative Verhaltensplaner im Gegensatz zum Referenzmodell die Spurwechsel nach rechts ausführt, stellt dieser die kooperative Handlung dar. In der V+ SWR-Gruppe führen beide Verhaltensmodelle den Spurwechsel aus, und die kooperative Aktion liegt in der Beschleunigung, die eine frühere Freigabe des Fahrstreifens ermöglicht. Die Kombination von V+ mit einem Spurwechsel nach links kommt in den berechneten kooperativen Lösungen nicht vor.

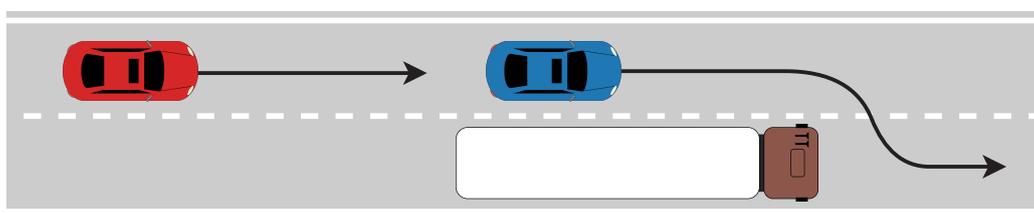


Abbildung 3.21: Szenariogruppe V+ SWR

V-: Die V- Szenarien werden ebenfalls in zwei Untergruppen aufgeteilt. Ähnlich wie bei der Gruppe V+ kann die Unterscheidung anhand der zukünftigen Spurwechsel des kooperierenden Fahrzeugs erfolgen. In der ersten Untergruppe (V-) verzögert das kooperierende blaue Fahrzeug, ohne anschließend die Spur zu wechseln. Durch das Abbremsen öffnet sich vor dem Fahrzeug eine Lücke, die vom roten Fahrzeug zum Einfädeln von der linken oder rechten Spur genutzt wird (Abbildung 3.22).

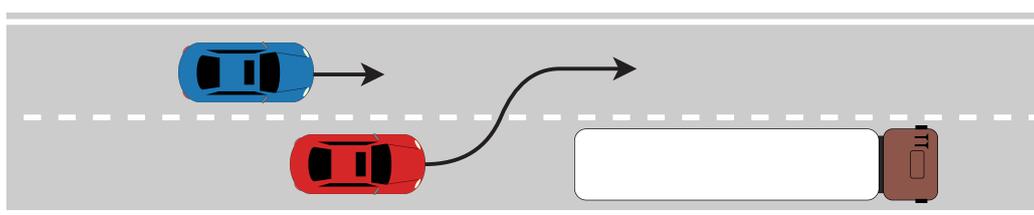


Abbildung 3.22: Szenariogruppe V-

V- SWL: In der zweiten Untergruppe führt das kooperierende blaue Fahrzeug einen Spurwechsel nach links durch, nachdem es abgebremst oder seine Geschwindigkeit unter seiner Wunschgeschwindigkeit gehalten hat. Der Grund, für die verzögerte Ausführung des Spurwechsels nach links ist das sich nähernde rote Fahrzeug auf der linken Fahrspur, das zum Abbremsen ge-

zwungen wäre, wenn das blaue Fahrzeug vor ihm ausscheren würde. Indem das kooperierende Fahrzeug abbremst oder seine Geschwindigkeit unterhalb seiner Wunschgeschwindigkeit hält, wahrt es einen sicheren Abstand zu seinem vorausfahrenden Fahrzeug und lässt das schnellere rote Fahrzeug auf der linken Spur vor dem Spurwechsel passieren (Abbildung 3.23). Die Kombination von V- mit einem Spurwechsel nach rechts existiert in den berechneten kooperativen Lösungen nicht.

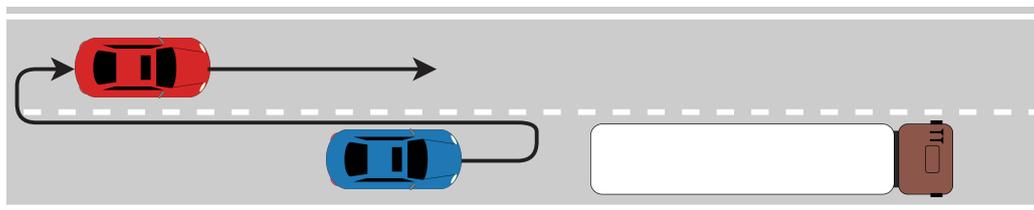


Abbildung 3.23: Szenariogruppe V- SWL

Tabelle 3.3 zeigt die relative Häufigkeit der kooperativen Aktionen für Szenarien mit und ohne Einfädelspur. Der SWL ist die am häufigsten ausgeführte Aktion in den Einfädelszenarien, gefolgt von der Kooperation durch V- SWL, V- und dem SWR. Die Aktionen V+ und V+ SWR kommen in den Szenarien mit Einfädelspur nicht vor. In den Szenarien mit durchgehenden Fahrstreifen dominiert die SWR-Aktion, während V-, V+, V+ LCR, SWL und V- SWL mit deutlichem Abstand folgen.

Tabelle 3.3: Häufigkeit der Szenariogruppen

Kooperativer Mechanismus	Anteil in Szenarien mit Einfädelspur	Anteil in Szenarien ohne Einfädelspur
SWR	12,5 %	85,8 %
SWL	56,2 %	2,4 %
V+	-	3,4 %
V+ SWR	-	3,2 %
V-	12,5 %	4,7 %
V- SWL	18,8 %	0,5 %

## 4 Ergebnisse

Das Ziel dieser Arbeit ist der Vergleich zwischen kooperativer Verhaltensplanung mit und ohne kommunikationsbasierter Abstimmung, wobei erstere durch den in Kapitel 3.4 beschriebenen zentralen Verhaltensplaner und zweitere durch den dezentralen Verhaltensplaner aus Kapitel 3.5 abgebildet wird. Nach der Darstellung der Gesamtergebnisse dieses Vergleichs folgt eine Analyse der Zusammensetzung des Ergebnisses aus unterschiedlichen Perspektiven. Dazu zählt der Einfluss der verschiedenen Szenariogruppen, die Verteilung der Kosten zwischen kooperierenden und profitierenden Fahrzeugen (Rollenverteilung), die Aufgliederung der Gesamtkosten in die einzelnen Kostenterme sowie die Verläufe der Kostenterme über der Zeit. Abschließend erfolgt ein Vergleich der Rechenzeit der betrachteten Verhaltensmodelle.

### 4.1 Gesamtkosten

Abbildung 4.1 zeigt die durchschnittlichen Kosten der getesteten Verhaltensmodelle, gemittelt über alle Szenarien des Testszenarienkatalogs. Das im Folgenden als Referenzmodell bezeichnete IIDM mit MOBIL Spurwechselmodell stellt dabei ein regelbasiertes Referenzverhalten dar, das ein sich reaktiv verhaltendes automatisiertes Fahrzeug ohne kooperative Verhaltensplanung aufweist. Dieses erzielt durchschnittliche Kosten in Höhe von 1,2, während der dezentrale Planer einen Wert von 0,67 und der zentrale Planer einen Wert von 0,53 erreicht. Bezogen auf das Referenzmodell entspricht dies einer Senkung der durchschnittlichen Kosten auf 55,8 % für den dezentralen bzw. 44,2 % für den zentralen Planer. Daraus ergibt sich eine relative Kostensenkung von 11,6 % durch Anwendung des zentralen im Vergleich zum dezentralen Planer.

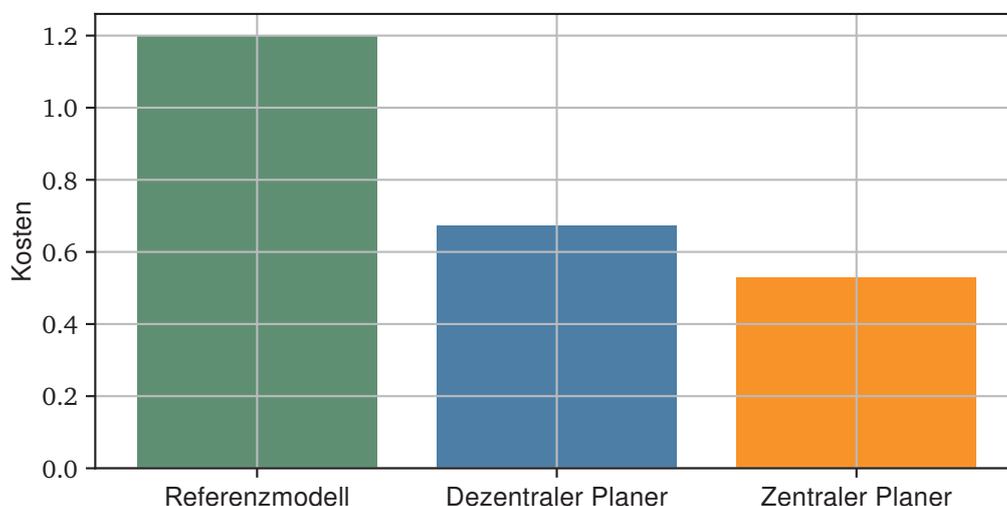


Abbildung 4.1: Durchschnittliche Kosten je Verhaltensmodell

## 4.2 Szenariogruppen

Die Szenarien des Testszenarienkatalogs lassen sich nach den in Kapitel 3.6.5 vorgestellten Kriterien in sechs unterschiedliche kooperative Mechanismen einteilen. Abbildung 4.2 zeigt die Aufteilung der Kosten auf die daraus entstehenden Szenariogruppen. Dabei wird deutlich, dass die Szenariogruppen auf unterschiedlichen Kostenniveaus liegen. Während die SWR Szenarien sowohl mit dem Referenzmodell als auch mit den kooperativen Verhaltensplanern die geringsten Kosten aufweisen (Bereich 1,0 bzw. 0,5), verursachen die SWL und V- Szenarien mittlere (Bereich 2,0 bzw. 1,0) und V+, V+SWR und V-SWL Szenarien hohe Kosten (Bereich > 3,0 bzw. 2,0).

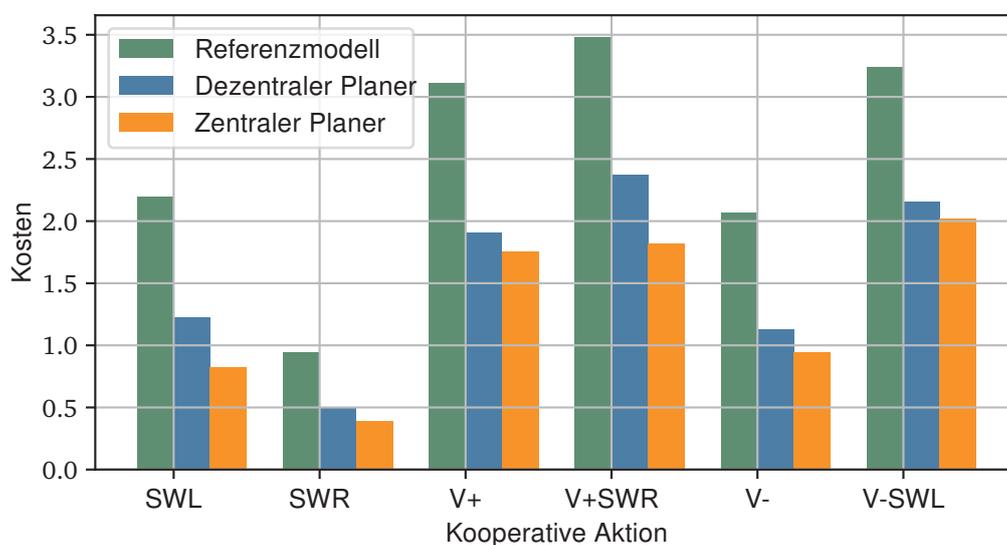


Abbildung 4.2: Durchschnittliche Kosten je Szenariogruppe

Zudem gibt die Aufteilung der durchschnittlichen Kosten Aufschluss über das Potential, das die kooperative Lösung der jeweiligen Szenariogruppen gegenüber der unkooperativen Lösung des Referenzmodells bieten. Die mittlere Spalte von Tabelle 4.1 zeigt dieses Potential als Differenz der Kosten zwischen der unkooperativen Lösung des Referenzmodells und der bestmöglichen Lösung des zentralen Planers. Die Ergebnisse zeigen ein breites Mittelfeld bestehend aus den Szenariogruppen SWL, V+, V- und V-SWL mit durchschnittlichen Werten zwischen 1,1 bis 1,4, aus dem die SWR Szenarien durch geringes und die V+SWR Szenarien durch hohes Potential herausstehen.

Wie gut der dezentrale Planer das Potential der Szenariogruppen nutzen kann, stellen die in der rechten Spalte von Tabelle 4.1 abgebildete Differenz zwischen den Kosten des dezentralen und des zentralen Verhaltensplaners dar. Hier zeigen sich geringe Kostendifferenzen im Bereich von 0,12 bis 0,16 für die Szenarien der Gruppen SWR, V+, V- und V-SWL. Im Gegensatz hierzu kann der dezentrale Planungsalgorithmus die Szenarien der Gruppen SWL und V+SWR nur mit einem deutlich höheren Kostenunterschieden von 0,4 bzw. 0,55 im Vergleich zum zentralen Planer lösen.

Tabelle 4.1: Kostendifferenzen der Verhaltensmodelle je Szenariogruppe

Szenariogruppe	Kostendifferenz Referenz - zentraler Planer	Kostendifferenz dezentraler - zentraler Planer
SWL	1,38	0,4
SWR	0,56	0,12
V+	1,36	0,16
V+ SWR	1,67	0,55
V-	1,12	0,16
V- SWL	1,23	0,13

### 4.3 Rollenverteilung

In kooperativen Szenarien erfüllen die Fahrzeuge unterschiedliche Rollen. Nach dem in Kapitel 3.6.1 erläuterten Verständnis von Kooperation, gibt es in jedem kooperativen Szenario mindestens ein Fahrzeug, das einen individuellen Nachteil in Form höherer Kosten in Kauf nimmt, um damit anderen Fahrzeugen Verhaltensweisen zu ermöglichen, die in geringeren Gesamtkosten aller am Szenario beteiligten Fahrzeuge resultieren. Erstere werden nachfolgend als kooperierende und zweitere als profitierende Fahrzeuge bezeichnet. Abbildung 4.3 zeigt die durchschnittliche Kostendifferenz des dezentralen und des zentralen Planers zum Referenzmodell für jedes Fahrzeug. Dabei sind die Fahrzeuge innerhalb jedes Szenarios nach aufsteigender Kostendifferenz, und somit nach ihrer Rolle im Szenario, sortiert. Um die richtige Zuordnung der Fahrzeuge zu ihren Rollen zu gewährleisten, sind die fünf der insgesamt 2255 Szenarien in Abbildung 4.3 ausgenommen, die weniger als vier Fahrzeuge umfassen.

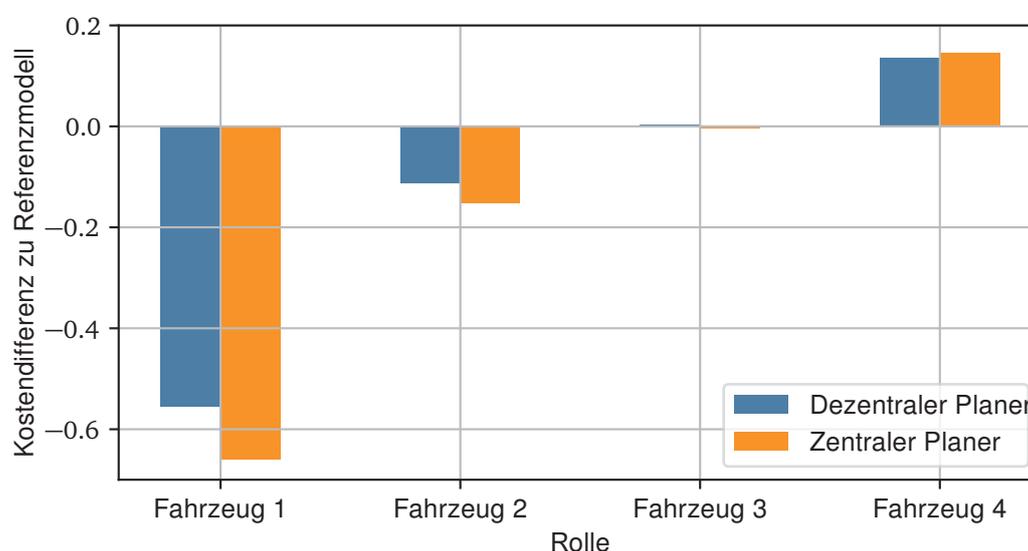


Abbildung 4.3: Kostenverteilung auf Fahrzeuge

Fahrzeug 1 erfährt die höchste Kostensenkung im Vergleich zum Referenzmodell und ist daher das Fahrzeug, das am meisten von der Kooperation profitiert. Mit einem Wert von  $-0,66$  fällt die Kostensenkung für den zentralen Planer höher aus, als für den dezentralen ( $-0,56$ ).

Auch Fahrzeug 2 kann von der Kooperation profitieren. Mit Werten von  $-0,15$  für den zentralen bzw.  $-0,12$  für den dezentralen Planer fällt die Kostensenkung jedoch deutlich geringer aus als bei Fahrzeug 1.

Fahrzeug 3 trägt im Durchschnitt weder durch Inkaufnahme eines Nachteils zur Kostensenkung der Fahrzeuge 1 und 2 bei, noch profitiert es selbst vom kooperativen Verhalten des vierten Fahrzeugs. Die Kostendifferenz zum Referenzmodell beträgt damit für beide Verhaltensplaner nahe 0.

Im Gegensatz zu den Fahrzeugen 1 bis 3 akzeptiert Fahrzeug 4 höhere Kosten im Vergleich zum Referenzmodell und ermöglicht durch sein geändertes Verhalten die Reduktion der Gesamtkosten. Der in Kauf genommene Nachteil unterscheidet sich mit 0,13 für den dezentralen und 0,14 für den zentralen Planer nur gering.

Insgesamt zeigt sich, dass der Vorteil der profitierenden Fahrzeuge den Nachteil des kooperierenden Fahrzeugs um den Faktor 5,2 für den dezentralen bzw. 5,8 für den zentralen Planer übersteigt, wodurch die Kooperation aus Sicht des Gesamtszenarios als effizient zu bewerten ist. Die Unterschiede zwischen den beiden Verhaltensplanern beziehen sich hauptsächlich auf die profitierenden Fahrzeuge, die bei gleichem Einsatz an Kosten des kooperierenden Fahrzeugs im Fall des zentralen Planers stärker profitieren können.

## 4.4 Kostenterme

Im Prozess der Verhaltensplanung versuchen die Planungsalgorithmen die in Kapitel 3.3 vorgestellte Kostenfunktion zu minimieren. Diese besteht, abgesehen von den zwingend zu erfüllenden Kriterien für Sicherheit und der Einhaltung von Verkehrsregeln, aus Termen für die Bewertung der benötigten Zeit, der dissipierten Energie und der ausgeführten Spurwechsel. Nachfolgend werden die bisher betrachteten Gesamtkosten in diese Terme aufgegliedert und die Zusammensetzung analysiert.

Tabelle 4.2 zeigt die Zusammensetzung der Kosten, gemittelt über alle 2255 Szenarien und normiert auf 100 km Fahrtstrecke. Dabei liegt die Zeitersparnis des dezentralen Planers gegenüber dem Referenzmodell bei 22,8 s und die des zentralen Planers bei 27,3 s. Die durch Bremsen dissipierte Energie kann mit der dezentralen Verhaltensplanung um 69,6 Wh und mit dem zentralen Planer um 238,3 Wh reduziert werden. Im Gegensatz zu den Kostentermen der Zeit und der Energie steigt die Anzahl der Spurwechsel durch Anwendung der kooperativen Verhaltensplanung an. Der Zuwachs beträgt 15,9 Spurwechsel im Fall des dezentralen und 13,3 im Fall des zentralen Planers.

Tabelle 4.2: Zusammensetzung der Kosten pro 100 km

Verhaltensplaner	Zeit	Energie	Spurwechsel
Referenzmodell	41,8 s	404,7 Wh	43.3
Dezentraler Planer	19,0 s	335,1 Wh	59.2
Zentraler Planer	14,5 s	166,4 Wh	56.6

Abbildung 4.4 stellt die Einsparungen und Zuwächse der Kostenterme des dezentralen und des zentralen Planers relativ zum Referenzmodell dar. Hierbei zeigt sich, dass sich die Vorteile der zentralen Planung in den Kostentermen der Zeit und der Spurwechsel mit 10,7 % bzw. 5,9 % unterhalb der durchschnittlichen Gesamteinsparungen von 11,6 % liegen (Kapitel 4.1), im Kostenterm der Energie mit 42,0 % jedoch deutlich darüber. Damit stellt die Energieersparnis den größten Vorteil der zentralen gegenüber der dezentralen Verhaltensplanung dar.

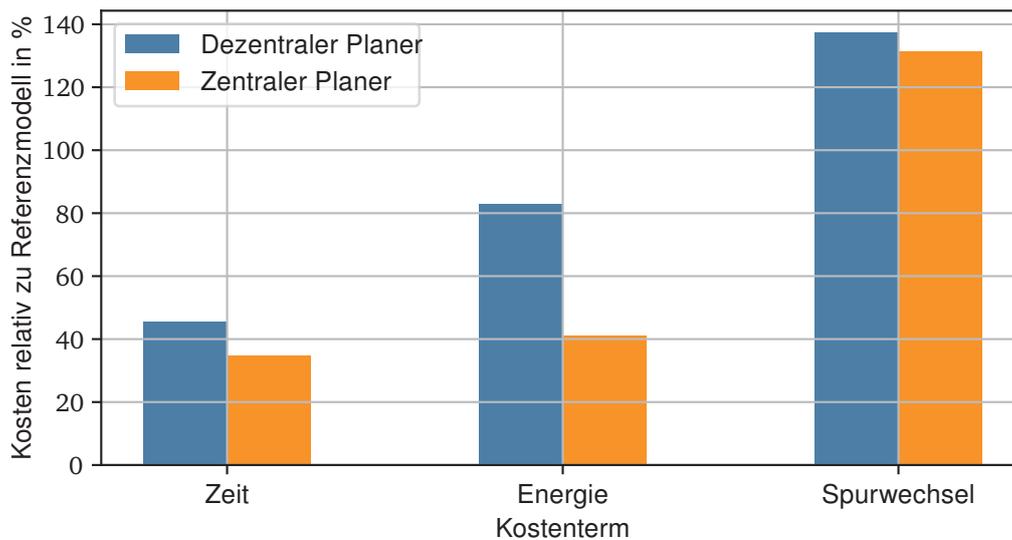


Abbildung 4.4: Relative Kosten je Kostenterm

## 4.5 Zeitverläufe

Die in der Kostenfunktion betrachteten Terme der Zeit, Energie und der Spurwechsel verursachen kontinuierlich über den Verlauf eines Szenarios Kosten. Der Verlauf der Kosten gibt dabei Aufschluss darüber, ob ein Verhaltensmodell die aus kooperativer Sicht herausfordernde Situation lösen kann, indem die Fahrzeuge durch entsprechende Verhaltensweisen derart geordnet werden, dass sie sich am Ende des Szenarios ihrer jeweiligen Wunschgeschwindigkeit annähern bzw. mit dieser weiterfahren können. Die Ausführung der kooperativen Aktionen zur Ordnung der Verkehrsszenarien, z. B. durch Verzögern, Beschleunigen oder Spurwechsel, verursacht Kosten, die mit zunehmender Ordnung geringer werden und im Fall einer erfolgreichen Lösung des Szenarios asymptotisch abklingen (Kapitel 3.6.2).

Der Zeitverlauf des Referenzmodells (Abbildung 4.5) zeigt keine asymptotische Abnahme der Kosten. Durch starke Bremsungen zu Beginn der Szenarien (hohe Energiekosten) weichen die Fahrzeuge weiter von ihren Wunschgeschwindigkeiten ab und verursachen dadurch steigende Zeitkosten, die bis zum Ende des Szenarios nicht abgebaut werden können. Auch die über den gesamten Zeitverlauf stattfindenden Spurwechsel bewirken keine verbesserte Anordnung der Fahrzeuge, die sich in geringeren Abweichungen von der Wunschgeschwindigkeit und dadurch in verringerten Zeitkosten niederschlagen würde. Somit ist das Referenzmodell durchschnittlich nicht in der Lage, die kooperativen Testszenarien zu lösen.

Im Gegensatz zum Referenzmodell kann der dezentrale Verhaltensplaner die Gesamtkosten über den in Abbildung 4.6 dargestellten Verlauf der Zeit reduzieren. Mit vermehrten Bremsvorgängen zu Beginn der Szenarien steigen die Zeitkosten bis  $t = 2,5$  s an, bis sowohl Zeit- als auch Energiekosten nach  $t = 5$  s bis zum Ende des Szenarios abklingen. Die lateralen Kosten für Spurwechsel steigen ebenfalls bis  $t = 5$  s und sinken im Anschluss, bis am Ende der Szenarien keine Spurwechsel mehr stattfinden. Die kooperativen Aktionen zur Ordnung der Szenarien spiegeln sich in hohen anfänglichen Gesamtkosten wider, ermöglichen jedoch langfristig einen asymptotischen Rückgang der Kosten, weshalb von einer erfolgreichen Lösung der Szenarien durch den dezentralen Planer ausgegangen werden kann.

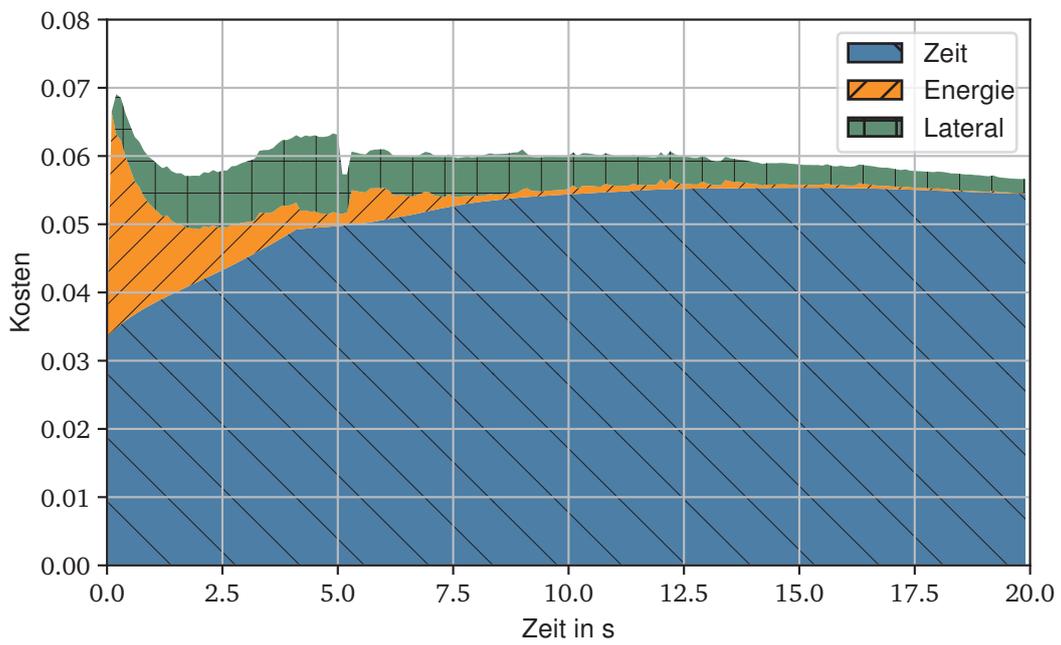


Abbildung 4.5: Kostenverlauf über der Zeit des Referenzmodells

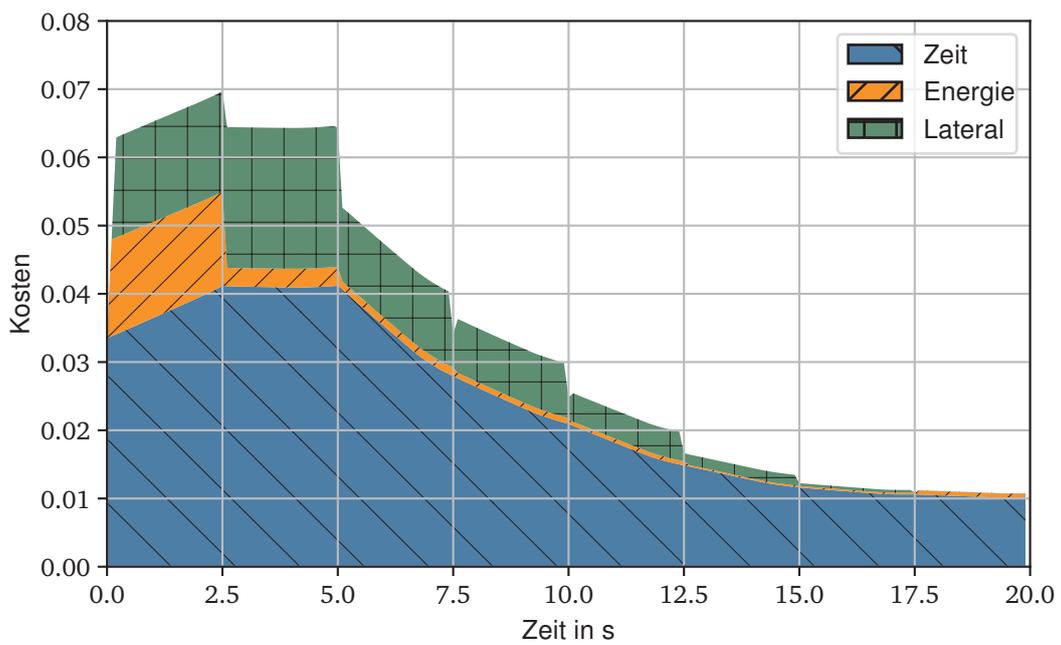


Abbildung 4.6: Kostenverlauf über der Zeit des dezentralen Planers

Der Zeitverlauf des zentralen Planers (Abbildung 4.7) gleicht dem des dezentralen Planers. Der hauptsächliche Unterschied besteht in den geringeren Energiekosten zu Beginn des Szenarios, insbesondere zwischen  $t = 0$  s bis 2,5 s, was auf weniger bzw. schwächere Bremsungen zurückzuführen ist. Hierdurch steigen auch die Zeitkosten weniger stark an, wodurch deren Abbau ab  $t = 5$  s von einem niedrigeren Level startet und diese daher dauerhaft unter den Zeitkosten des dezentralen Planers liegen. Die asymptotische Abnahme der Kosten zeugt auch beim zentralen Planer von einer erfolgreichen Lösung der Testszenarien.

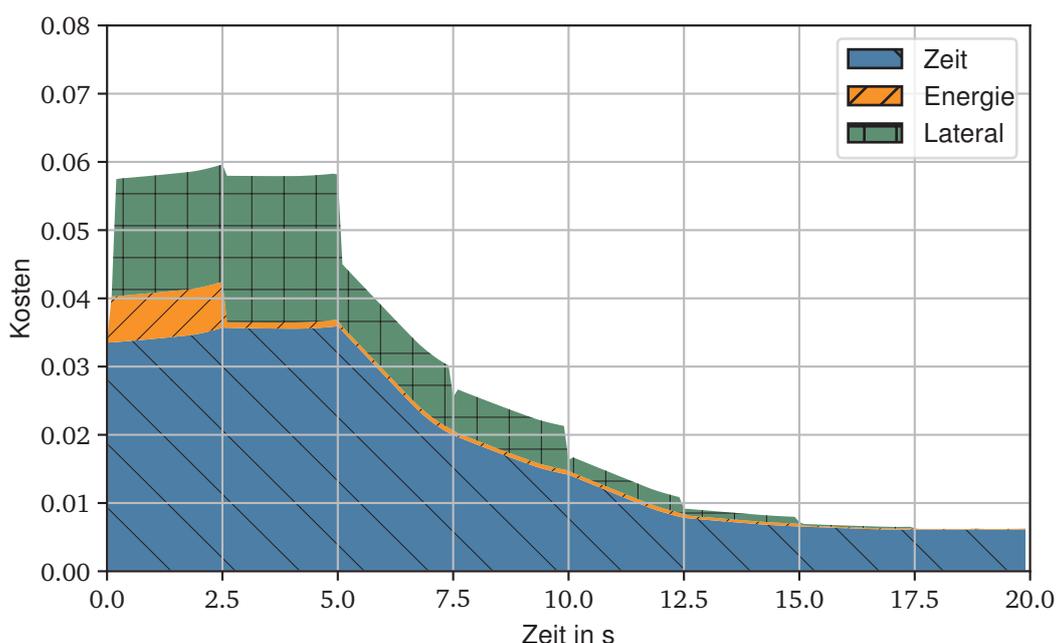


Abbildung 4.7: Kostenverlauf über der Zeit des zentralen Planers

## 4.6 Rechenzeit

Die Berechnung der Szenarien erfolgt parallelisiert auf 20 Rechenkernen einer Intel Xeon Gold 6148 CPU mit einer Taktrate von 2,4 GHz. Tabelle 4.3 zeigt die durchschnittliche Rechenzeit der Verhaltensplaner ohne Ausführungszeit der Simulationsumgebung je Szenario, hochgerechnet auf die Verwendung eines Rechenkerns. Während die Rechenzeit des Referenzmodells und des dezentralen Planers unterhalb der Dauer eines Szenarios von 20 s liegen, benötigt der zentrale Planer deutlich mehr Zeit für die Berechnung (Faktor 18 der Szenariodauer). Des Weiteren ist zu beachten, dass der Planungsprozess des zentralen Planers aufgrund seiner zentralen Natur nicht in Teilprobleme für die einzelnen Fahrzeuge aufgeteilt werden kann, und das gesamte Szenario vor Anwendung der Lösung berechnet werden muss. Die Rechenzeiten des dezentralen Planers setzen sich aus den unabhängigen Berechnungsprozessen der drei bis vier Fahrzeuge eines Szenarios zusammen, die für jeden Planungszeitschritt von neuem durchgeführt werden (Kapitel 3.5), wodurch die Berechnung einer auszuführenden Aktion eines Fahrzeugs durchschnittlich 0,06 s in Anspruch nimmt.

Tabelle 4.3: Rechenzeit pro Szenario (20 s) und Rechenkern

<b>Verhaltensplaner</b>	<b>Rechenzeit</b>
Referenzmodell	0,1 s
Dezentraler Planer	1,2 s
Zentraler Planer	359,0 s

# 5 Diskussion

Dieses Kapitel enthält neben der Interpretation der in Abschnitt 4 vorgestellten Ergebnisse eine Darstellung der Limitationen, denen die vorliegende Arbeit unterliegt. Abschließend erfolgt eine Ableitung der aus den Ergebnissen hervorgehenden Implikationen für Wissenschaft und Industrie.

## 5.1 Interpretation der Ergebnisse

Der nachfolgende Abschnitt bietet tiefergehende Erklärungen der Ergebnisse aus Kapitel 4 und ordnet diese in den Kontext des Straßenverkehrs ein. Inhaltlich folgt die Interpretation der Ergebnisse der Gliederung des Ergebniskapitels.

### 5.1.1 Gesamtergebnis

Das Ziel der vorliegenden Arbeit ist es, die Vorteile einer kommunikationsbasierten Verhaltensplanung gegenüber einer Verhaltensplanung ohne kommunikationsbasierter Abstimmung zu quantifizieren. Dafür wird die Verhaltensplanung mit Abstimmung durch ein zentrales Planungsverfahren abgebildet und die kommunikationslose Abstimmung durch ein dezentrales Verfahren ohne Informationsaustausch zwischen den Fahrzeugen. Als Referenz dient in diesem Vergleich ein reaktives Verhaltensmodell, das über keine Vorausplanung seines Handelns verfügt und damit unkooperatives Verhalten darstellt. Die Ergebnisse gemittelt über alle Szenarien zeigen, dass die durch Interaktion entstehenden Kosten in kooperativen Verkehrsszenarien mit dem zentralen Planer auf 44,2 % und mit dem dezentralen Verhaltensplaner auf 55,8 % der Kosten des Referenzmodells gesenkt werden können. Das bedeutet, dass 79,1 % des Gesamtkostenpotentials der kooperativen Verhaltensplanung auch ohne kommunikationsbasierte Abstimmungsverfahren ausgeschöpft werden können und daher auch abstimmungslose Planungsverfahren einen Großteil der durch kooperative Verkehrsszenarien entstehenden Kosten vermeiden können. Aufgrund der idealisierten Abbildung der kommunikationsbasierten Verhaltensplanung ist dieser Wert als oberer Grenzwert des Einsparungspotentials zu interpretieren, weshalb dieses bei realen abstimmungsbasierten Verfahren noch geringer ausfallen könnte.

### 5.1.2 Szenariogruppen

Für ein detaillierteres Verständnis der Kooperation im Straßenverkehr werden die Testszenarien anhand der zur Anwendung kommenden kooperativen Mechanismen gruppiert. Dazu wird die Aktion bestimmt, die das kooperierende Fahrzeug ausführt, um die Gesamtkosten eines Szenarios zu reduzieren. Entsprechend der Freiheitsgrade eines Fahrzeugs kann diese Aktion in Längsrichtung aus einer Beschleunigung (V+) oder Verzögerung (V-) und in Querrichtung aus einem Spurwechsel nach links (SWL) oder rechts (SWR) bestehen. Auch eine Kombination aus

Aktionen in Längs- und Querrichtung ist möglich, kommt aber nur in den Paarungen V+SWR und V-SWL vor. Dies ist insofern schlüssig, als dass im Rechtsverkehr ein Spurwechsel nach rechts dem Vorbeilassen eines schnelleren Fahrzeugs dient und eine kombinierte Verzögerung (V-SWR) diesem Vorhaben nicht zuträglich wäre. Ein Spurwechsel nach links dient hingegen dem Freigeben des Fahrstreifens für den Spurwechsel eines anderen Fahrzeugs von der rechts angrenzenden Fahrspur. Durch das Rechtsfahrgebot könnte dieses profitierende Fahrzeug das weiter links fahrende kooperierende Fahrzeug jedoch nicht überholen, weshalb der SWL nur bei einem langsameren, von rechts einscherehenden Fahrzeug sinnvoll ist, und dann eine Beschleunigung des kooperierenden Fahrzeugs über seine Wunschgeschwindigkeit hinaus zwecklos wäre.

Die sich aus den kooperativen Mechanismen ergebenden Szenariogruppen zeigen, dass die Notwendigkeit von kooperativem Verhalten aus einer Differenz der (Wunsch-) Geschwindigkeit zwischen einem Fahrzeug und seinem langsameren Vorderfahrzeug bzw. einem vorausliegenden Fahrstreifenende entsteht. Verhalten sich die Fahrzeuge nicht kooperativ, muss das schnellere Fahrzeug zur Verhinderung einer Kollision verzögern, wodurch Kosten für die Abweichung von der Wunschgeschwindigkeit und ggf. für dissipierte Bremsenergie entstehen. Je höher die Geschwindigkeitsdifferenz, desto höher die entstehenden Kosten.

Unabhängig vom Grad der Kooperation des Verhaltens liegen die Szenariogruppen auf unterschiedlichen absoluten Kostenniveaus. Während die SWR Szenarien mit allen Verhaltensmodellen die geringsten Kosten aufweisen, haben die Szenarien der Gruppen V+, V+SWR und V-SWL die höchsten Kosten zur Folge. Die geringe Kostenbewertung der SWR Szenarien kann auf eine niedrige Geschwindigkeitsdifferenz zwischen dem sich annähernden und dem vorausfahrenden Fahrzeug zurückgeführt werden. Ursächlich hierfür ist das Verhalten des Referenzmodells, speziell des Spurwechselmodells MOBIL, das bei sich schnell annähernden Folgefahrzeugen einen Spurwechsel nach rechts durchführt. Dies hat zur Folge, dass in potentiellen SWR Szenarien mit hoher Differenzgeschwindigkeit auch das Referenzmodell die kooperative SWR Aktion ausführt, der zentrale Verhaltensplaner somit keinen Vorteil gegenüber dem reaktiven Referenzmodell hat, wodurch diese Szenarien gemäß dem Auswahlprozess der Testszenarien nicht in den Szenarienkatalog aufgenommen werden. Stattdessen gelangen nur SWR Szenarien mit niedriger Differenzgeschwindigkeit in den Testkatalog, bei denen die Schwierigkeit in der Erkennung der Überholintention des nachfolgenden Fahrzeugs liegt und das Referenzmodell daher nicht mit einem SWR reagiert. Die daraus resultierende niedrige Differenzgeschwindigkeit der SWR Szenarien hat daher geringe Kosten der gesamten Szenariogruppe zur Folge. Die hohen Kosten der Szenariogruppen V+, V+SWR und V-SWL sind dadurch bedingt, dass die auftretenden Geschwindigkeitsdifferenzen nur verzögert abgebaut werden können. In den Szenarien der V+SWR und V-SWL Gruppe blockieren Fahrzeuge auf angrenzenden Fahrstreifen einen direkten Spurwechsel. Dieser verzögert sich, bis das blockierende Fahrzeug überholt hat (V-SWL) bzw. überholt wurde (V+SWR). Während dieser Zeit baut sich die Geschwindigkeitsdifferenz weiter ab, wodurch die Zeit- und Energiekosten ansteigen. Ähnlich können die hohen Kosten in V+ Szenarien erklärt werden. Hier bremst das durch Beschleunigung kooperierende Fahrzeug seinen Nachfolger aus. Da der zusätzliche Raum für einen Spurwechsel des herannahenden Fahrzeugs durch Beschleunigung langsamer erstellt werden kann als z. B. in V- Szenarien durch Abbremsen (Beschleunigungsaktion:  $1,4 \frac{m}{s^2}$ , Verzögerungsaktion:  $-2,0 \frac{m}{s^2}$ ), vergeht mehr Zeit bis die Lücke erstellt ist und der Spurwechsel durchgeführt werden kann. In dieser Zeit baut sich die Geschwindigkeitsdifferenz ab, wodurch die Kosten steigen.

Wie die absoluten Kostenniveaus variiert auch das maximale Einsparungspotential durch kooperatives Verhalten zwischen den Szenariogruppen. Dieses Potential ist in den SWR Szenarien

geringer und in den V+SWR Szenarien höher ausgeprägt, als in den restlichen Gruppen. Die verhältnismäßig geringen Kosten der SWR Gruppe können mit der oben beschriebenen niedrigen Differenzgeschwindigkeit der Fahrzeuge erklärt werden, aufgrund welcher auch eine nicht kooperative Lösung der Szenarien geringe Kosten verursacht und der Vorteil einer kooperativen Lösung dadurch geringer ausfällt. Aufgrund des großen Anteils der SWR Szenarien sind diese jedoch trotz der geringen Kosten einzelner Szenarien als relevant zu betrachten. In den V+SWR Szenarien besteht hingegen eine höhere Differenzgeschwindigkeit, die solange abgebaut wird, bis das langsamere Fahrzeug seinen Überholvorgang abschließt und den Fahrstreifen durch einen SWR freigibt. Diese Zeit kann durch die kooperative Beschleunigung des langsameren Fahrzeugs zum einen reduziert werden, zum anderen kann das nachfolgende Fahrzeug durch die Kenntnis des Spurwechselzeitpunkts seinen Geschwindigkeitsabbau minimal halten und die Kosten dadurch so gering wie möglich gestalten.

Neben den szenariospezifischen Unterschieden und deren kooperativem Potential stehen die Vorteile der kommunikationsbasierten Verhaltensabstimmung im Fokus der Arbeit. Diese sind insbesondere in den V+SWR und den SWL Szenarien stark ausgeprägt. Wie oben beschrieben, ist in den V+SWR Szenarien die Kenntnis des Spurwechselzeitpunkts des langsamen Fahrzeugs von hoher Bedeutung. Ist dieser aufgrund fehlender Verhaltensabstimmung nicht bekannt, muss er vom nachfolgenden Fahrzeug abgeschätzt werden. Dafür ist es bei fehlender Kommunikation auf das Verhaltensmodell angewiesen, mit dem es das Verhalten des Vorderfahrzeugs prädiziert. Da dieses Verhaltensmodell nicht von einer kooperativen Geschwindigkeitserhöhung des Vorderfahrzeugs ausgeht, wird bis das kooperative Verhalten beobachtet werden kann, ein späterer Spurwechselzeitpunkt angenommen. Daher bleibt das Vorderfahrzeug in der Prädiktion länger auf dem ursprünglichen Fahrstreifen, weshalb die Geschwindigkeit des Ego-Fahrzeugs darauf angepasst stärker reduziert wird. Dadurch entstehen ohne kommunikationsbasierte Abstimmung höhere Kosten, die auf die fehlende Kenntnis des Verhaltens anderer Verkehrsteilnehmer zurückzuführen sind. Je besser das prädizierte Verhalten das tatsächlichen Verhalten abbilden kann, desto geringer sind die Vorteile der kommunikationsbasierten Kooperation. Wie das Beispiel der V+SWR Szenarien zeigt, ist hier insbesondere die Prädiktion kooperativer Handlungen eine Herausforderung. Einerseits weil kooperatives Verhalten schwer modellbasiert abzubilden ist, andererseits weil ohne Abstimmung nicht davon ausgegangen werden kann, dass sich andere Fahrzeuge auch kooperativ verhalten, wenn sie die Möglichkeit dazu haben. Um negative Konsequenzen aus fälschlich angenommenem kooperativem Verhalten zu verhindern, ist das in dieser Arbeit verwendete Prädiktionsmodell konservativ gewählt. Inwieweit diese Annahme gerechtfertigt ist, und wie viel kooperatives Verhalten anderer Verkehrsteilnehmer angenommen werden kann, sollte daher Gegenstand zukünftiger Untersuchungen sein.

Die vorliegenden Ergebnisse des abstimmungslosen Verhaltensplaners berücksichtigt keinen Austausch von Intentionen zwischen den Fahrzeugen. Dies führt beispielsweise in SWL Szenarien, in denen das kooperierende Fahrzeug durch einen Spurwechsel nach links Platz für den Spurwechsel eines profitierenden Fahrzeugs von der rechts angrenzenden Fahrspur schafft, zu Nachteilen. Diese bestehen in der Herausforderung für das kooperierende Fahrzeug, den Spurwechselwunsch des profitierenden Fahrzeugs zu erkennen. Ist dies im Falle eines endenden Fahrstreifens keine Schwierigkeit, kann der Wunsch eines Spurwechsels aufgrund eines langsameren Vorderfahrzeugs schwieriger zu antizipieren sein. Insbesondere, wenn das wechselwillige Fahrzeug seine Geschwindigkeit der des langsameren Vorderfahrzeugs angepasst hat und die höhere Wunschgeschwindigkeit dadurch nicht beobachtet werden kann. In solchen Fällen findet der kooperative SWL nicht statt und das wechselwillige Fahrzeug kann seinen Fahrstreifenwechsel erst nach Passieren des nicht kooperierenden Fahrzeugs ausführen. Eine Möglichkeit, den

Spurwechselwunschs eines Fahrzeugs ohne kommunikationsbasierte Verhaltensabstimmung und auch unabhängig von seiner Differenzgeschwindigkeit zum Vorderfahrzeug erkennen zu können, sind Fahrtrichtungsanzeiger. Diese wurden in der vorliegenden Arbeit mangels zuverlässiger Verwendung im Straßenverkehr nicht modelliert [134, S. 79 ff.], könnten in SWL Szenarien jedoch zur Verbesserung der Verhaltensplanung ohne Abstimmung beitragen. Auch aus Sicht des profitierenden Fahrzeugs besteht die Schwierigkeit, analog zu den V+SWR Szenarien, in der Prädiktion des kooperativen Verhaltens anderer Fahrzeuge. Da der kooperative SWL erst mit dessen Beginn erkannt, und nicht vorher antizipiert werden kann, besteht die Gefahr, dass das wechselwillige Fahrzeug sein Verhalten ohne den kooperativen SWL plant und auszuführen beginnt. In diesem Fall passt das Verhalten beider Fahrzeuge nicht mehr zusammen, was den Nutzen des kooperativen SWL schmälert, oder diesen gänzlich obsolet macht. Vergleichbar mit den V+SWR Szenarien könnte auch hier ein verbessertes Prädiktionsmodell, das z. B. durch Anwendung von Machine Learning kooperatives Verhalten anderer Fahrzeuge berücksichtigt, die Kosten der Verhaltensplanung ohne Abstimmung senken.

### 5.1.3 Rollenverteilung

Kapitel 4.3 schildert die Verteilung der Gesamtkosten auf die einzelnen Fahrzeuge innerhalb der Szenarien. Hierbei zeigt sich, dass der Vorteil der kommunikationsbasierten Verhaltensabstimmung nicht durch mangelnde Kooperationsbereitschaft der kooperierenden Fahrzeuge zustande kommt. Stattdessen ermöglicht die Abstimmung der Verhaltenspläne den profitierenden Fahrzeugen eine frühzeitige Anpassung ihres Verhaltens, wodurch diese einen größeren Vorteil aus dem kooperativen Handeln anderer ziehen können.

Des Weiteren zeigen die Verhältnisse zwischen dem in Kauf genommenen individuellen Nachteil des kooperierenden Fahrzeugs und dem daraus ermöglichten Vorteil für andere Fahrzeuge, dass Kooperation im Straßenverkehr kein Nullsummenspiel ist und sich die eingesetzten Kosten in 5,2 bis 5,8-facher Höhe auszahlen. Dieses Ergebnis bezieht sich auf einen Kooperationsfaktor von  $\lambda = 1,0$ , d. h. dass die kooperierenden Fahrzeuge die Kosten anderer zu 100 % miteinzubeziehen. Darüber hinaus deutet das Ergebnis darauf hin, dass auch wenn die Kosten anderer Fahrzeuge bis zu 80 % geringer bewertet würden als die eigenen Kosten ( $\lambda = 0,2$ ), kooperatives Verhalten noch als rationale Entscheidung betrachtet werden kann.

### 5.1.4 Kostenterme

Die Kostenfunktion zur Bewertung der Kooperation setzt sich, neben den zwingend zu erfüllenden Kriterien der Sicherheit und der Beachtung der Verkehrsregeln, aus den Termen für Zeit, Energie und Spurwechsel zusammen. Die Aufgliederung der Kosten in diese Einzeltermine zeigt sowohl die absoluten Werte der Einsparungen durch die Anwendung der kooperativen Verhaltensplaner, als auch die Unterschiede in der Zusammensetzung der Kosten zwischen den Verhaltensplanern mit und ohne Abstimmung.

Bezogen auf 100 km Fahrtstrecke aller beteiligten Fahrzeuge sparen der kommunikationslose und der kommunikationsbasierte Planer 22,8 s bzw. 27,3 s im Vergleich zum Referenzmodell ein. Bei einer autobahntypischen Geschwindigkeit von  $36 \frac{\text{m}}{\text{s}}$  entspricht dies einer Zeiteinsparung von 0,82 % bzw. 0,98 %. Mit den in Anhang A ermittelten Werten verbraucht ein Fahrzeug bei konstanter Fahrt mit  $36 \frac{\text{m}}{\text{s}}$  und mit den Bremsverlusten des Referenzmodells nach Formel 3.6 19,2 kWh. Die relative Energieeinsparung durch Reduktion der Bremsvorgänge beträgt damit 0,36 % ohne und 1,24 % mit kommunikationsbasierter Abstimmung. Im Gegensatz zu den

Zeit- und Energiekosten steigen die Spurwechsel durch die kooperativen Verhaltensplanung an. Während das Referenzmodell eine durchschnittliche Distanz von 2,3 km zwischen zwei Spurwechseln zurücklegt, sinkt dieser Abstand auf 1,7 km bei kommunikationsloser und 1,8 km bei kommunikationsbasierter Planung. Da der zur Abbildung der kommunikationsbasierten Abstimmung verwendete zentrale Planer die optimale Lösung der Verkehrsszenarien berechnet und dadurch keine überflüssigen Spurwechsel durchführt, wird die geringere Anzahl im Referenzmodell als Auswirkung dessen mangelnder kooperativer Fähigkeiten betrachtet.

Die absoluten Werte der Einsparung an Zeit, Energie und Spurwechsel basieren auf den Szenarien des Testkatalogs, die jeweils über eine Dauer von 20 s simuliert werden. Hierbei ist zu beachten, dass die Zusammensetzung aus ausschließlich kooperativen Szenarien nicht dem realen Verkehrsgeschehen entspricht. Reihen sich die kooperativen Szenarien nicht direkt aneinander, ist von niedrigeren Einsparungen auszugehen. Entstehen während eines Szenarios bereits neue kooperative Situationen, könnten die Einsparungen höher ausfallen. Eine abschließende Bewertung ist somit nur durch eine Simulation auf makroskopischer Verkehrsebene und nicht durch einen szenariobasierten Ansatz möglich.

Die Verhältnisse der Kostenterme zwischen der Verhaltensplanung mit und ohne Abstimmung zeigen, dass die Einsparungen in der dissipierten Bremsenergie den größten Vorteil der kommunikationsbasierten Verhaltensabstimmung darstellen. Wodurch dieser Unterschied zustande kommt, ist Gegenstand des folgenden Kapitels. Darüber hinaus ist zu beachten, dass die fortschreitende Elektrifizierung moderner Fahrzeuge die Rekuperation der durch Bremsen dissipierten Energie zumindest anteilig ermöglicht. Dadurch schwindet der Vorteil der geringeren Bremsenergie mit fortschreitender Elektrifizierung des Fahrzeugbestands.

### 5.1.5 Zeitverläufe

Die Kostenverläufe über der Zeit zeigen, dass beide kooperativen Verhaltensplaner in der Lage sind, die Kosten im Verlauf der Szenarien deutlich zu reduzieren und diese durch Ordnung der Fahrzeuge nachhaltig zu lösen. Im Gegensatz dazu erreicht das Referenzmodell ohne Kooperation keine asymptotische Abnahme der Kosten, weshalb hier nicht von einer erfolgreichen Lösung der Szenarien ausgegangen werden kann. Dieses Ergebnis verdeutlicht, dass eine Vorausplanung der Aktionen in Form einer kooperativen Verhaltensplanung notwendig ist, um sich kooperativ im Straßenverkehr verhalten zu können, und dass hierfür ein reaktives Fahrverhalten nicht ausreicht.

Die Unterschiede in den Zeitverläufen zwischen den kooperativen Verhaltensplanern liegen in höheren Energiekosten im ersten Zeitschritt des kommunikationslosen Verfahrens, die durch stärkere Bremsungen hervorgerufen werden. Diese Bremsvorgänge bewirken eine durchschnittliche Verzögerung der Fahrzeuge, was wiederum zu einer stärkeren Abweichung von der Wunschgeschwindigkeit führt und dadurch höhere Zeitkosten im restlichen Verlauf der Szenarien verursacht. Ein großer Teil dieser Kostendifferenz geht daher auf starke Verzögerungen zu Beginn der Szenarien zurück. Ein Grund für diese Verzögerung ist die mangelnde Kenntnis des zukünftigen Verhaltens der anderen Verkehrsteilnehmer in der Verhaltensplanung ohne Abstimmung. Wie in 5.1.2 geschildert, wird in der Prädiktion des Verhaltens anderer Verkehrsteilnehmer erst von kooperativem Verhalten ausgegangen, wenn dieses beobachtet werden kann. Da dem Verhaltensplaner ohne Abstimmung zu Beginn eines Szenarios jedoch nur die Startsituation bekannt ist, gehen alle Fahrzeuge im ersten Zeitschritt von unkooperativem Verhalten des Umgebungsverkehrs aus und passen ihre Aktionen dahingehend an. Einerseits ist diese fehlende Abstimmung und deren Auswirkungen der Kern der vorliegenden Arbeit.

Andererseits hängt das beobachtete Phänomen auch mit dem Startzeitpunkt eines Szenarios zusammen, weil ein früherer Start auch frühzeitigere kooperative Handlungen und dadurch ein besseres Zusammenspiel der Fahrzeuge ohne Verhaltensabstimmung ermöglichen würde. Daher ist davon auszugehen, dass sich die Vorteile der kommunikationsbasierten gegenüber der kommunikationslosen Verhaltensplanung in länger andauernden Verkehrssimulationen ohne definierten Startzeitpunkt einzelner Situationen verringern würden.

### 5.1.6 Rechenzeit

Kapitel 4.6 zeigt, dass das kommunikationsbasierte Planungsverfahren deutlich höhere Rechenzeiten aufweist als das kommunikationslose Verfahren und die Rechenzeit dabei die Szenariodauer um ein Vielfaches übersteigt. Die Ursache für den großen Unterschied in der Rechenzeit zwischen dem zentralen und dem dezentralen Planer liegt in der Größe des betrachteten Lösungsraums. Während der zentrale Planer mit der Kombination aller Aktionen aller Fahrzeuge über alle Zeitschritte hinweg den gesamten Lösungsraum nach der bestmöglichen Lösung durchsucht (Gleichung 2.1), teilt der dezentrale Planer die Lösungsfindung in Teilprobleme für jedes Fahrzeug auf. Die Größe des dezentralen Suchbaums entspricht damit der Kombination aller Aktionen eines Fahrzeugs über den Planungshorizont und ist somit deutlich geringer als im zentralen Fall. Die Lösung des zentralen Suchbaums benötigt daher deutlich mehr Zeit, was eine echtzeitfähige Anwendung im Straßenverkehr ausschließt. Das bedeutet auch, dass eine abstimmungs-basierte Verhaltensplanung im realen Straßenverkehr nicht auf einem zentralen Planungsverfahren basieren darf, weil nicht im gesamten Lösungsraum nach der besten Lösung eines Szenarios suchen kann. Daher ist davon auszugehen, dass ein reales abstimmungs-basierten Planungsverfahren schlechtere Ergebnisse erzielen wird, als die hier verwendete idealisierte Form der zentralen abstimmungs-basierten Verhaltensplanung.

### 5.1.7 Zusammenfassung

Zum Abschluss der Interpretation der Ergebnisse bleibt die Beantwortung der Forschungsfrage der vorliegenden Arbeit, wie groß die Vorteile einer kooperativen Verhaltensplanung mit kommunikationsgestützter Abstimmung gegenüber einer kooperativen Verhaltensplanung ohne kommunikationsbasierte Abstimmung auf Autobahnen sind.

Die Ergebnisse zeigen, dass die Verhaltensplanungsalgorithmen sowohl mit als auch ohne kommunikationsbasierter Abstimmung in der Lage sind, kooperative Verkehrsszenarien auf Autobahnen zu lösen. Die dabei anfallenden Kosten sind in beiden Fällen deutlich geringer als mit einem unkooperativen Referenzverhalten, wodurch die Wichtigkeit einer kooperativen Verhaltensplanung für automatisierte Fahrzeuge unterstrichen wird. Dabei zeigt das kommunikationsbasierte Planungsverfahren nur geringe Vorteile gegenüber dem dem kommunikationslosen Verfahren, wobei die Unterschiede mit der Art der kooperativen Szenarien variieren. Je besser das Verhalten der Fahrzeuge eines Szenarios durch Prädiktionsmodelle abgebildet werden kann, desto geringer sind die Vorteile der Abstimmung zwischen den Fahrzeugen. Daher ist bei einer weiteren Verbesserung dieser Modelle, sowie der Modellierung bestehender Systeme wie dem Fahrtrichtungsanzeiger, von einer Verringerung des Vorteils der Verhaltensabstimmung auszugehen. Die Aufteilung der Metrik für Kooperation im Straßenverkehr in ihre Einzelbestandteile zeigt, dass der Hauptvorteil der Abstimmung in einer Verringerung der Bremsenergie liegt. Dieses Ergebnis kann jedoch durch die szenariobasierte Evaluationsmethodik beeinflusst sein, die durch den fest definierten Start eines Szenarios eine frühzeitige Erkennung des Verhaltens anderer verhindert.

Zusammengefasst deuten die Ergebnisse dieser Arbeit darauf hin, dass die kommunikationsbasierte Abstimmung zwischen automatisierten Fahrzeugen keine notwendige Voraussetzung für die kooperative Lösung von Verkehrsszenarien darstellt und die Vorteile insgesamt gering ausfallen.

## 5.2 Limitationen

In der vorliegenden Arbeit wurde der Einfluss der kommunikationsbasierten Verhaltensabstimmung auf die kooperative Verhaltensplanungsebene des Straßenverkehrs untersucht. Hierbei ist zu beachten, dass die Ergebnisse nicht die Vorteile der allgemeinen V2X-Kommunikation bewerten, sondern nur den Aspekt der kooperativen Abstimmung auf der Verhaltensplanungsebene. Insbesondere Anwendungen zur Erweiterung der Wahrnehmung via V2X wurden durch die Annahme der Kenntnis aller Positionen und Geschwindigkeiten der Fahrzeuge von der Untersuchung ausgenommen, um gezielte Aussagen über die kommunikationsbasierte Verhaltensabstimmung intern valide treffen zu können.

Ein weiterer nicht betrachteter Aspekt der V2X-Thematik ist die Integrität der Verhaltensabstimmung zwischen den Fahrzeugen. Durch die Abbildung der abstimmungsbasierten Verhaltensplanung durch das zentrale Planungsverfahren werden die kommunizierten Verhaltenspläne von jedem der beteiligten Fahrzeuge bedingungslos eingehalten. In der Realität können jedoch unvorhergesehene Ereignisse eine Abweichung der tatsächlichen von abgestimmten Verhaltensweisen erfordern. Daher ist die Frage zu klären, in welchem Ausmaß eine solche Abweichung von abgestimmten Verhaltensplänen die Qualität der Verhaltensplanung beeinträchtigt und ob daraus sicherheitskritische Situationen entstehen können.

Eine weitere Einschränkung der Ergebnisse dieser Arbeit bezieht sich auf den untersuchten Straßentyp. Da die getesteten Szenarien nur autobahnähnliche Straßen umfassen, können die Ergebnisse nicht auf Landstraßen oder städtischen Verkehr übertragen werden, weshalb hier weitere Untersuchungen notwendig sind.

Mit der Abbildung der kommunikationsbasierten Verhaltensabstimmung durch ein zentrales Planungsverfahren entstehen weitere Einschränkungen in Bezug auf die Evaluationsmethodik. Durch das exponentielle Wachstum der möglichen Abläufe eines Szenarios mit der Anzahl der Fahrzeuge und der Anzahl der zu berechnenden Zeitschritte ist die Größe eines Szenarios begrenzt. Während das erste Fahrzeug eines Szenarios noch deutlich von der Kooperation profitiert, sind die Vorteile des zweiten profitierenden Fahrzeugs nur noch gering. Daher kann davon ausgegangen werden, dass ein weiteres Fahrzeug in noch geringerem Maße profitieren und das Ergebnis damit kaum verändern würde. Daher kann die maximale Anzahl von vier Fahrzeugen als ausreichend betrachtet werden. Darüber hinaus zeigen die Ergebnisse, dass die Szenarien mit einer Simulationsdauer von 20 s gelöst werden können. Ausgenommen sind hierbei jedoch Verhaltenspläne, die über die Simulationsdauer hinausgehen und sich dadurch erst langfristig auszahlen. Ein Beispiel für solche Verhaltenspläne sind Überholvorgänge zwischen Lkw, die nach § 5 Abs. 2 Satz 2 der StVO und der darauf basierenden Auslegung des OLG Hamm (Aktenzeichen 4 Ss OWi 629/08) bis zu 45 s dauern dürfen. Über derartige Manöver kann die vorliegende Arbeit aufgrund der begrenzten Simulationsdauer keine Aussage treffen, weshalb diese in zukünftigen Untersuchungen getrennt untersucht werden sollten.

Eng mit der begrenzten Simulationsdauer verbunden, stellt die szenarienbasierte Evaluationsmethodik an sich eine weitere Einschränkung dar. Um die Auswertung so realitätsnah wie

möglich zu gestalten, wurden die Testszenarien aus realen Verkehrsdaten extrahiert. Hierbei stellt sich jedoch die Frage, ob ein automatisiertes Fahrzeug mit vorausschauender kooperativer Verhaltensplanung sich in die gleichen herausfordernden Situationen wie ein menschlicher Fahrer begeben würde, oder ob es diese von vorneherein vermeiden könnte. Da bisher keine Verkehrsdaten aus rein automatisiertem Verkehr existieren, aus denen die Verkehrsszenarien stattdessen gewonnen werden könnten, ist die einzige Alternative zum Vorgehen der vorliegenden Arbeit eine großangelegte Verkehrssimulation. Eine solche würde zudem den Vorteil der Abbildung makroskopischer Verkehrseffekte wie Staus oder Phantomstaus bieten, und klarere Aussagen über die absoluten Vorteile der kooperativen Verhaltensplanung ermöglichen. Da eine szenarienbasierte Evaluation durch die Konstanz der Szenarien und der damit einhergehenden besseren Analyser- und Vergleichbarkeit zwischen unterschiedlichen Verhaltensplanern über ein wichtiges Alleinstellungsmerkmal verfügt, reicht jedoch auch eine Verkehrssimulation allein nicht aus, um das Potential eines Verhaltensplaners vollständig zu bewerten. Daher kann die szenarienbasierte Evaluation als erster Schritt betrachtet werden, der für eine abschließenden Beurteilung des Potentials der kooperativen Verhaltensplanung mit kommunikationsbasierter Abstimmung durch eine Quantifizierung makroskopischer Auswirkungen mittels Verkehrssimulationen ergänzt werden sollte.

### 5.3 Implikationen

Der in dieser Arbeit angestellte Vergleich zwischen zentraler und dezentraler kooperativer Verhaltensplanung zielt darauf ab, die Vorteile der kommunikationsbasierten Verhaltensabstimmung zu bewerten. Die Ergebnisse zeigen, dass es mit beiden Arten der Verhaltensplanung möglich ist, kooperative Szenarien des Straßenverkehrs auf Autobahnen zu lösen, und dass die kommunikationsbasierte Abstimmung trotz idealisierter Abbildung nur geringe Vorteile bietet. Aufgrund der angewandten szenarienbasierten Evaluationsmethodik gelten diese Erkenntnisse jedoch nur für den simulierten Zeitbereich bis 20 s und für autobahnähnliche Straßen. Auf länger andauernde kooperative Interaktionen, wie beispielsweise Lkw-Überholmanöver, können die Ergebnisse daher nicht übertragen werden. Gleiches gilt für die Auswirkungen auf makroskopischer Verkehrsebene und in anderen Domänen wie Landstraßen- oder Stadtverkehr. Aus wissenschaftlicher Sicht sollten diese Bereiche für eine vollständige Bewertung der Vorteile kommunikationsbasierter Abstimmung Gegenstand zukünftiger Untersuchungen sein.

Des Weiteren geht aus den Ergebnissen hervor, dass eine erfolgreiche Verhaltensplanung ohne Kommunikation auf gut funktionierenden Verhaltensmodellen für die Prädiktion anderer Verkehrsteilnehmer basiert. Dieses Verhaltensmodell wurde in der vorliegenden Arbeit konservativ gestaltet, um negative Konsequenzen aus der falschen Annahme kooperativen Verhaltens anderer Fahrzeuge zu verhindern. In Szenarien, in denen sich das abgebildete Fahrzeug jedoch tatsächlich kooperativ verhält, besteht dadurch Verbesserungspotential. Daher stellt sich die Frage, inwieweit die Annahme kooperativer Handlungen das Zusammenspiel der Fahrzeuge verbessern kann und ob die Konsequenzen einer fehlantizipierten Kooperation diese Verbesserung rechtfertigen. Darüber hinaus ist aus wissenschaftlicher Sicht zu klären, wie ein Prädiktionsmodell, das eine möglichst zuverlässige Prädiktion des kooperativen Verhaltens bei geringer Rechenleistung ermöglicht, methodisch gestaltet werden kann. Weitere Verbesserungen des Prädiktionsmodells könnten durch die Nutzung bestehender Kommunikationsmittel erreicht werden, indem die in CAM-Nachrichten enthaltenen Informationen des Fahrtrichtungsanzeigers sowie deren zukünftige Inhalte wie der Wunschgeschwindigkeit [157, 158] in die Verhaltensprädiktion

integriert werden. Eine solche Mischform der Verhaltensplanung ohne kommunikationsbasierte Abstimmung aber mit erweiterter Kommunikation von Intentionen, könnte die Vorteile beider Arten der Verhaltensplanung ohne zusätzliche Nachteile vereinen und sollte daher ebenfalls in zukünftigen Arbeiten untersucht werden.

Aus Sicht der Industrie muss der erste Schritt in der Umsetzung einer Verhaltensplanung ohne V2X-basierter Abstimmung liegen, weil sich automatisierte Fahrzeuge in naher Zukunft im Mischverkehr mit Fahrzeugen ohne V2X-Kommunikationsschnittstelle bewegen werden und mit diesen nur die kommunikationslose Form der Kooperation möglich ist. Ob darüber hinaus kommunikationsbasierte Verfahren der Verhaltensabstimmung standardisiert, bis zur Serienreife entwickelt und in zukünftige automatisierte Fahrzeuge integriert werden, liegt in der Verantwortung der Fahrzeughersteller. Diese müssen zur Abwägung der Entscheidung neben den Vorteilen auch potentielle Nachteile der V2X-basierten Verhaltensabstimmung wie mangelnde Kompatibilität mit anderen Herstellern, erhöhte Kosten und gegenseitige Beeinträchtigung unterschiedlicher V2X-Dienste durch überschrittene Übertragungskapazitäten in Betracht ziehen.

Unabhängig davon, welche Form der Verhaltensplanung sich langfristig durchsetzt, ist es wichtig, dass sich Fahrzeuge auf der Verhaltensebene kooperativ verhalten, damit die Kooperation im Straßenverkehr durch Einführung automatisierter Fahrzeuge nicht abnimmt. Denn auch wenn einzelne Fahrzeuge kurzfristige Nachteile in Kauf nehmen müssen, zeigen die Ergebnisse dieser Arbeit, dass Kooperation im Straßenverkehr kein Nullsummenspiel ist und im Durchschnitt alle Verkehrsteilnehmer deutlich davon profitieren.



## 6 Zusammenfassung

Im Straßenverkehr kommt es durch begrenzte Ressourcen und unterschiedliche Interessen der Verkehrsteilnehmer zu Konflikten. Um diese zu lösen, wenden menschliche Fahrer kooperative Verhaltensweisen an, durch die sie selbst möglicherweise einen kurzfristigen Nachteil, z. B. in Form verringerter Geschwindigkeit, in Kauf nehmen, andere Verkehrsteilnehmer dadurch aber vor noch größeren Nachteilen bewahren. Durch dieses kooperative Verhalten steigt die Gesamteffizienz des Straßenverkehrs. Übernehmen automatisierte Fahrfunktionen zukünftig die Fahraufgabe des Menschen, müssen diese ebenfalls zu kooperativem Verhalten fähig sein, damit die Effizienz des Straßenverkehrs nicht negativ beeinflusst wird. Hierfür können kooperative Handlungen auf Basis der antizipierten Intentionen anderer Verkehrsteilnehmer geplant werden. Eine weitere Möglichkeit besteht darin, das zukünftige Verhalten zwischen zwei oder mehreren Fahrzeugen durch V2X-Systeme miteinander abzustimmen. Diese kommunikationsbasierte Abstimmung bringt neben potentiellen Vorteilen in der Verhaltensabstimmung jedoch auch Nachteile hinsichtlich Kompatibilität, Kosten und Kanallast mit sich. Daher ist das Ziel dieser Arbeit, die Frage zu beantworten, wie groß die Vorteile der kommunikationsbasierten Verhaltensabstimmung gegenüber Verfahren ohne Kommunikation zwischen den Fahrzeugen sein können.

Die Aufbereitung des Stands der Wissenschaft zeigt, dass bereits Ansätze zur Bewertung der Vorteile anderer V2X-basierter Anwendungen, wie Informations- und Warnsysteme für den Fahrer sowie Systeme zur kollektiven Perzeption, existieren. Die Möglichkeit der Abstimmung zwischen zwei oder mehreren Fahrzeugen wird jedoch bisher nur in der Anwendung zur Verbesserung der Längsregelung in CACC- und Platooningfunktionen evaluiert. Daher erweitert die vorliegende Arbeit den Stand der Wissenschaft um die Bewertung des Einsatzes der V2X-Kommunikation in der Planung kooperativen Fahrverhaltens.

Zur Durchführung des Vergleichs zwischen kooperativer Verhaltensplanung mit und ohne kommunikationsbasierter Abstimmung behandelt die Methodik vier Themenbereiche. Der erste Bereich umfasst die Herleitung einer Metrik zur Quantifizierung der Kooperation im Straßenverkehr, der zweite und dritte Themenbereich die Entwicklung der zu vergleichenden Verhaltensplaner und der vierte Bereich die Generierung realitätsnaher Testszenarien. Aus der Analyse bisheriger Arbeiten zur kooperativen Verhaltensplanung gehen Sicherheit, Energieeffizienz, Zeiteffizienz und Effizienz lateraler Manöver als die zu optimierenden Größen auf der Verhaltensplanungsebene des Straßenverkehrs auf Autobahnen hervor. Für jeden dieser Teilbereiche erfolgt eine separate Herleitung des Kostenfunktional, bevor die einzelnen Teilmetriken mittels Gewichtungsfaktoren zu einer Kostenfunktion fusioniert werden. Das Vorgehen zur Bestimmung der Gewichtungsfaktoren sowie der verwendete Ansatz zur Berücksichtigung mehrerer Fahrzeuge komplettieren die Kostenfunktion zur Bewertung von Kooperation im Straßenverkehr. Da für die kommunikationsbasierte Verhaltensplanung kein als Standard etabliertes Verfahren im Stand der Wissenschaft existiert, diese Art der Verhaltensplanung jedoch so allgemein wie möglich bewertet werden soll, wird ein zentrales Planungsverfahren als idealisierte Abbildung

der kommunikationsbasierten Verhaltensabstimmung entwickelt. Durch die Verwendung der A\*-Baumsuche garantiert das Planungsverfahren, dass innerhalb der gewählten Diskretisierung die bestmögliche Lösung für jedes kooperative Verkehrsszenario gefunden werden kann. Um die interne Validität des Vergleichs zu wahren, verwendet das nicht kommunikationsbasierte dezentrale Planungsverfahren den gleichen Planungsalgorithmus wie das zentrale Verfahren. Der einzige Unterschied besteht darin, dass das Verhalten anderer Fahrzeuge unbekannt ist und daher durch ein Prädiktionsmodell antizipiert werden muss. Als Grundlage des Vergleichs dienen realistische Verkehrsszenarien, die aus Sicht der Verhaltensplanung kooperatives Verhalten erfordern. Das Verfahren zur Generierung der Testszenarien zerlegt dafür reale Verkehrsdatensätze in einzelne Szenarien und überprüft, ob sich die Gesamtkosten des Szenarios durch kooperatives Verhalten senken lassen. Alle Szenarien, die dieses Kriterium erfüllen, werden zu einem Testszenarienkatalog zusammengefasst und bilden die Grundlage des Vergleichs zwischen kommunikationsbasierter und kommunikationsloser Verhaltensplanung.

Die Ergebnisse der Arbeit zeigen, dass beide Arten der Verhaltensplanung in der Lage sind, die kooperativen Testszenarien zu lösen. Dabei sind die anfallenden Kosten deutlich geringer als mit einem unkooperativen Referenzmodell, was die Wichtigkeit einer kooperativen Verhaltensplanung für automatisierte Fahrzeuge unterstreicht. Die Unterschiede zwischen der kooperativen Verhaltensplanung mit bzw. ohne kommunikationsbasierte Abstimmung zeigen sich hauptsächlich in Szenarien, in denen das Prädiktionsmodell des dezentralen Planers das kooperative Verhalten anderer Verkehrsteilnehmer nicht abbilden kann. Gemittelt über alle Szenarien deuten die Ergebnisse auf einen geringen Vorteil der kommunikationsbasierten Abstimmung hin, der sich durch zukünftige Verbesserungen der Prädiktionsmodelle weiter verringern könnte.

Methodisch beruhen die Ergebnisse der Arbeit auf einer szenarienbasierten Evaluation. Diese stellt einen wichtigen ersten Schritt dar, um das Potential der kommunikationsbasierten Verhaltensabstimmung bewerten zu können. Zur Erweiterung dieser Ergebnisse könnten zukünftige Untersuchungen größer angelegte Verkehrssimulationen verwenden, um auch die Auswirkungen auf makroskopischer Verkehrsebene mit in die Bewertung einbeziehen zu können.

# Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1.1:	Einfädeln auf der Autobahn .....	1
Abbildung 2.1:	Kooperatives Verhalten nach Düring und Pascheka [26] .....	6
Abbildung 2.2:	Drei-Ebenen-Hierarchie der Fahraufgabe nach Donges [34].....	7
Abbildung 2.3:	Softwarearchitektur eines automatisierten Fahrzeugs nach González et al. [36] .....	8
Abbildung 2.4:	Naive Suche mit festgelegten Aktionen nach Wei et al. [49] .....	10
Abbildung 2.5:	Verhaltensplan in Baumdarstellung für $m = 2$ Fahrzeuge ( $i = 1$ und $i = 2$ ) mit bisherigen Kosten $g(n)$ und geschätzten zukünftigen Kosten $h(n)$ des Knotens $n$ nach Frese und Beyerer [58] .....	13
Abbildung 2.6:	Eine Iteration des MCTS Verfahrens nach Browne et al. [63].....	15
Abbildung 2.7:	Baumdarstellung eines POMDP bestehend aus belief states (Kreise), Zuständen (Punkte) und Zufallsknoten (Quadrate) nach Hubmann et al. [68].....	17
Abbildung 2.8:	Aufbau eines RL Problems nach Lapan und Lorenzen [79, S. 29] .....	19
Abbildung 2.9:	Spielmatrix des Gefangenendilemmas [86, S. 2 ff.].....	22
Abbildung 2.10:	Spurwechselentscheidung des MOBIL-Modells nach [99] .....	26
Abbildung 3.1:	UML-Klassendiagramm der Hauptbestandteile der Simulationsumgebung	37
Abbildung 3.2:	Definition der Sicherheit basierend auf dem Folgefahrtszenario .....	41
Abbildung 3.3:	Szenario zur Einstellung der Gewichtung zwischen Zeit und Spurwechsel	46
Abbildung 3.4:	Struktur des Suchbaums der zentralen A*-Suche .....	50
Abbildung 3.5:	Abdeckung des Beschleunigungsbereichs durch Aktionen (Pkw) .....	52
Abbildung 3.6:	Implementierung der zentralen A*-Suche .....	54
Abbildung 3.7:	Ablauf des Beispielszenarios mit zentraler Planung .....	56
Abbildung 3.8:	Geschwindigkeitsverlauf des blauen und orangen Fahrzeugs im Beispielszenario mit zentraler Planung.....	56
Abbildung 3.9:	Struktur des Suchbaums der dezentralen A*-Suche.....	58
Abbildung 3.10:	Implementierung der dezentralen A*-Suche .....	61
Abbildung 3.11:	Ablauf des Beispielszenarios mit dezentraler Planung.....	63
Abbildung 3.12:	Geschwindigkeitsverlauf des blauen und orangen Fahrzeugs im Beispielszenario mit dezentraler Planung .....	63
Abbildung 3.13:	Szenarioextraktion mit vier Fahrzeugen nach [147].....	66
Abbildung 3.14:	Lateraler Plot des IIDM .....	69
Abbildung 3.15:	Lateraler Plot des zentralen Planers.....	70
Abbildung 3.16:	Longitudinaler Plot des IIDM.....	71
Abbildung 3.17:	Longitudinaler Plot des zentralen Planers .....	71
Abbildung 3.18:	Szenariogruppe SWR .....	72
Abbildung 3.19:	Szenariogruppe SWL .....	72
Abbildung 3.20:	Szenariogruppe V+ .....	73
Abbildung 3.21:	Szenariogruppe V+ SWR .....	73
Abbildung 3.22:	Szenariogruppe V- .....	73

Abbildung 3.23: Szenariogruppe V- SWL.....	74
Abbildung 4.1: Durchschnittliche Kosten je Verhaltensmodell .....	75
Abbildung 4.2: Durchschnittliche Kosten je Szenariogruppe .....	76
Abbildung 4.3: Kostenverteilung auf Fahrzeuge .....	77
Abbildung 4.4: Relative Kosten je Kostenterm.....	79
Abbildung 4.5: Kostenverlauf über der Zeit des Referenzmodells .....	80
Abbildung 4.6: Kostenverlauf über der Zeit des dezentralen Planers .....	80
Abbildung 4.7: Kostenverlauf über der Zeit des zentralen Planers .....	81
Abbildung B.1: Kosten des dezentralen Planers in Abhängigkeit des Planungshorizonts .....	xxvii

# Tabellenverzeichnis

Tabelle 2.1:	IIDM-Parameter nach Kesting et al. [98] .....	25
Tabelle 2.2:	MOBIL-Parameter nach Treiber et al. [97, S. 201 f.] .....	27
Tabelle 3.1:	Verallgemeinerte Fahrzeugparameter .....	44
Tabelle 3.2:	Struktur des Testszenarienkatalogs .....	71
Tabelle 3.3:	Häufigkeit der Szenariogruppen .....	74
Tabelle 4.1:	Kostendifferenzen der Verhaltensmodelle je Szenariogruppe .....	77
Tabelle 4.2:	Zusammensetzung der Kosten pro 100 km .....	78
Tabelle 4.3:	Rechenzeit pro Szenario (20 s) und Rechenkern .....	82
Tabelle A.1:	Fahrzeugparameter nach Segment [140] .....	xxv



# Literaturverzeichnis

- [1] A. Loder, L. Ambühl, M. Menendez und K. W. Axhausen, „Understanding traffic capacity of urban networks,“ *Scientific Reports*, Bd. 9, Rn. 1, 2019, DOI: 10.1038/s41598-019-51539-5. Verfügbar: <https://doi.org/10.1038/s41598-019-51539-5>.
- [2] S. Fekete, M. Vollrath, A. K. Huemer und C. Salchow, „Interaktionen im Straßenverkehr: Kooperation und Konflikt,“ *8. VDI-Tagung Der Fahrer im 21. Jahrhundert, Fahrer, Fahrunterstützung und Bedienbarkeit*, Rn. 2264, S. 325–337, 2015.
- [3] R. Tuomela, „What is Cooperation?,“ *Erkenntnis*, Bd. 38, Rn. 1, S. 87–101, 1993, DOI: 10.1007/BF01129023.
- [4] S. Bowles und H. Gintis, *A Cooperative Species*, Princeton University Press, 2011, DOI: 10.1515/9781400838837. Verfügbar: <https://doi.org/10.1515/9781400838837>.
- [5] P. W. Mattessich, B. R. Monsey, W. R. Center und A. H. W. Foundation, *Collaboration—what makes it work: A review of research literature on factors influencing successful collaboration*, St. Paul, Minn., Amherst H. Wilder Foundation, 1992, ISBN: 0940069024.
- [6] M. van Essen, T. Thomas, E. van Berkum und C. Chorus, „From user equilibrium to system optimum: a literature review on the role of travel information, bounded rationality and non-selfish behaviour at the network and individual levels,“ *Transport Reviews*, Bd. 36, Rn. 4, S. 527–548, 2016, DOI: 10.1080/01441647.2015.1125399. Verfügbar: <https://doi.org/10.1080/01441647.2015.1125399>.
- [7] F. Knorr, D. Baselt, M. Schreckenberg und M. Mauve, „Reducing Traffic Jams via VANETs,“ *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, Bd. 61, Rn. 8, S. 3490–3498, 2012, DOI: 10.1109/tvt.2012.2209690. Verfügbar: <https://doi.org/10.1109/tvt.2012.2209690>.
- [8] L. Hobert, A. Festag, I. Llatser, L. Altomare, F. Visintainer und A. Kovacs, „Enhancements of V2X Communication in Support of Cooperative Autonomous Driving,“ *IEEE Communications Magazine*, Bd. 53, S. 64–70, 2015, DOI: 10.1109/MCOM.2015.7355568.
- [9] *IEEE standard for Information technology—telecommunications and information exchange between systems—local and metropolitan area networks—specific requirements: Part 11 : Wireless LAN medium access control (MAC) and physical layer (PHY) specifications : Amendment 6: Wireless access in vehicular environments*, New York, Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2010, ISBN: 9780738163246. Verfügbar: <http://ieeexplore.ieee.org/servlet/opac?punumber=5514473>.
- [10] B. Bjerke, „LTE-advanced and the evolution of LTE deployments,“ *IEEE Wireless Communications*, Bd. 18, Rn. 5, S. 4–5, 2011, DOI: 10.1109/MWC.2011.6056684.
- [11] European Council for Automotive R&D. „AutoNet 2030,“ 2020. [Online]. Verfügbar: <https://www.eucar.be/autonet-2030/> [aufgerufen am 03.07.2020].
- [12] European Center for Information and Communication Technologies. „simTD,“ [Online]. Verfügbar: <http://www.simtd.de>.

- [13] European Center for Information and Communication Technologies. „IMAGinE – Lösungen für kooperatives Fahren,“ [Online]. Verfügbar: <https://www.imagine-online.de/>.
- [14] AustriaTech GmbH. „Inframix EU Project,“ [Online]. Verfügbar: <https://www.inframix.eu/>.
- [15] M. Naumann, P. Orzechowski, C. Burger, Ö. Sahin Tas und C. Stiller, „Herausforderungen für die Verhaltensplanung kooperativer automatischer Fahrzeuge,“ in *AAET - Automatisiertes & vernetztes Fahren*, 2019.
- [16] M. Rehme, S. Richter und U. Götze, *Szenariogestütztes Life Cycle Costing für urbane Vehicle-to-X-Infrastrukturen*, Wiesbaden, Springer Fachmedien Wiesbaden, S. 437–462, 2019, ISBN: 978-3-658-26107-8. DOI: 10.1007/978-3-658-26107-8\_31. Verfügbar: [https://doi.org/10.1007/978-3-658-26107-8\\_31](https://doi.org/10.1007/978-3-658-26107-8_31).
- [17] EN 302 637-3. „*Intelligent Transport Systems (ITS) Vehicular Communications Basic Set of Applications Part 3: Specification of Decentralized Environmental Notification Basic Service*,“ Norm. Sep. 2014. Verfügbar: [https://www.etsi.org/deliver/etsi\\_en/302600\\_302699/30263703/01.02.01\\_30/en\\_30263703v010201v.pdf](https://www.etsi.org/deliver/etsi_en/302600_302699/30263703/01.02.01_30/en_30263703v010201v.pdf).
- [18] EN 302 637-2. „*Intelligent Transport Systems (ITS) Vehicular Communications Basic Set of Applications Part 2: Specification of Cooperative Awareness Basic Service*,“ Norm. Sep. 2014. Verfügbar: [https://www.etsi.org/deliver/etsi\\_en/302600\\_302699/30263702/01.03.01\\_30/en\\_30263702v010301v.pdf](https://www.etsi.org/deliver/etsi_en/302600_302699/30263702/01.03.01_30/en_30263702v010301v.pdf).
- [19] N. Asselin-Miller, M. Biedka, G. Gibson, F. Kirsch, N. Hill, B. White und K. Uddin, „Study on the Deployment of C-ITS in Europe: Final Report,“ Ricardo Energy & Environment, 05.02.2016. Verfügbar: <https://ec.europa.eu/transport/sites/transport/files/2016-c-its-deployment-study-final-report.pdf>.
- [20] TR 103 562. „*Intelligent Transport Systems (ITS) Vehicular Communications Basic Set of Applications Analysis of the Collective Perception Service (CPS) Release 2*,“ Technical Report. Dez. 2019. Verfügbar: [https://www.etsi.org/deliver/etsi\\_tr/103500\\_103599/103562/02.01.01\\_60/tr\\_103562v020101p.pdf](https://www.etsi.org/deliver/etsi_tr/103500_103599/103562/02.01.01_60/tr_103562v020101p.pdf).
- [21] Q. Delooz und A. Festag, „Network Load Adaptation for Collective Perception in V2X Communications,“ in *2019 IEEE International Conference on Connected Vehicles and Expo (ICCVE)*, 2019, S. 1–6.
- [22] N. Lyamin, A. Vinel, D. Smely und B. Bellalta, „ETSI DCC: Decentralized Congestion Control in C-ITS,“ *IEEE Communications Magazine*, Bd. 56, Rn. 12, S. 112–118, 2018.
- [23] S. Kühlmorgen, H. Lu, A. Festag, J. Kenney, S. Gamsheim und G. Fettweis, „Evaluation of Congestion-Enabled Forwarding With Mixed Data Traffic in Vehicular Communications,“ *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, Bd. 21, Rn. 1, S. 233–247, 2020.
- [24] W. Wachenfeld, H. Winner, J. Gerdes, B. Lenz, M. Maurer, S. Beiker, E. Fraedrich und T. Winkle. „Use Cases for Autonomous Driving,“ in: Mai 2016, S. 9–37. ISBN: 978-3-662-48845-4. DOI: 10.1007/978-3-662-48847-8\_2.
- [25] Y. U. Cao, A. S. Fukunaga und A. Kahng, „“ *Autonomous Robots*, Bd. 4, Rn. 1, S. 7–27, 1997, DOI: 10.1023/a:1008855018923. Verfügbar: <https://doi.org/10.1023/a:1008855018923>.
- [26] M. Doring und 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*, 2014, DOI: 10.1109/inista.2014.6873612. Verfügbar: <https://doi.org/10.1109/inista.2014.6873612>.

- [27] H. Fuchs, F. Hofmann, H. Löhr und G. Schaaf, „Car-2-X,“ in *Handbuch Fahrerassistenzsysteme* Springer Fachmedien Wiesbaden, 2015, S. 525–540, DOI: 10.1007/978-3-658-05734-3\_28. Verfügbar: [https://doi.org/10.1007/978-3-658-05734-3\\_28](https://doi.org/10.1007/978-3-658-05734-3_28).
- [28] S. Ammoun, F. Nashashibi und C. Lurgeau, „An analysis of the lane changing manoeuvre on roads : the contribution of inter-vehicle cooperation via communication,“ in *2007 IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, 2007, DOI: 10.1109/ivs.2007.4290263. Verfügbar: <https://doi.org/10.1109/ivs.2007.4290263>.
- [29] S. Ulbrich, S. Grossjohann, C. Appelt, K. Homeier, J. Rieken und M. Maurer, „Structuring Cooperative Behavior Planning Implementations for Automated Driving,“ in *2015 IEEE 18th International Conference on Intelligent Transportation Systems*, 2015, DOI: 10.1109/itsc.2015.349. Verfügbar: <https://doi.org/10.1109/itsc.2015.349>.
- [30] C. Burger, P. F. Orzechowski, O. S. Tas und C. Stiller, „Rating cooperative driving: A scheme for behavior assessment,“ in *2017 IEEE 20th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, 2017, DOI: 10.1109/itsc.2017.8317794. Verfügbar: <https://doi.org/10.1109/itsc.2017.8317794>.
- [31] K. Malone, J. Rech, J. Hogema, S. Innamaa, S. Hausberger, M. Dippold, M. van Noort, E. de Feijter, P. Rämä, E. Aittoniemi, T. Benz, A. Burckert, H. Enigk, I. Giosan, C. Gotschol, D. Gustafsson, I. Heinig, K. Katsaros, D. Neef, L. Ojeda, R. Schindhelm, C. Sütterlin und F. Visintainer, „Impact Assessment and User Perception of Cooperative Systems,“ Drive C2X Consortium, 07.2014.
- [32] M. Schulze, T. Mäkinen, T. Kessel, S. Metzner und H. Stoyanov, „Final Report,“ Drive C2X Consortium, 07.2014.
- [33] I. Erdelean, P. Nitsche, S. Deix, K. Malone, J. Hopkins und S. Ball, „Cooperative Benefits for Road Authorities (COBRA): Impact Assessment,“ COBRA Consortium, 11.2012.
- [34] E. Donges, „Aspekte der Aktiven Sicherheit bei der Führung von Personenkraftwagen,“ *Automobil-Industrie*, Bd. 27, Rn. 2, S. 183–190, 1982.
- [35] E. Donges, „Fahrerverhaltensmodelle,“ in *Handbuch Fahrerassistenzsysteme* Springer Fachmedien Wiesbaden, 2015, S. 17–26, DOI: 10.1007/978-3-658-05734-3\_2. Verfügbar: [https://doi.org/10.1007/978-3-658-05734-3\\_2](https://doi.org/10.1007/978-3-658-05734-3_2).
- [36] D. Gonzalez, J. Perez, V. Milanés und F. Nashashibi, „A Review of Motion Planning Techniques for Automated Vehicles,“ *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, Bd. 17, Rn. 4, S. 1135–1145, 2016, DOI: 10.1109/tits.2015.2498841. Verfügbar: <https://doi.org/10.1109/tits.2015.2498841>.
- [37] A. Liniger, A. Domahidi und M. Morari, „Optimization-based autonomous racing of 1:43 scale RC cars,“ *Optimal Control Applications and Methods*, Bd. 36, Rn. 5, S. 628–647, 2014, DOI: 10.1002/oca.2123. Verfügbar: <https://doi.org/10.1002/oca.2123>.
- [38] W. Schwarting und P. Pascheka, „Recursive conflict resolution for cooperative motion planning in dynamic highway traffic,“ in *17th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, 2014, DOI: 10.1109/itsc.2014.6957825. Verfügbar: <https://doi.org/10.1109/itsc.2014.6957825>.
- [39] M. Werling, J. Ziegler, S. Kammel und S. Thrun, „Optimal trajectory generation for dynamic street scenarios in a Frenet Frame,“ in *2010 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2010, DOI: 10.1109/robot.2010.5509799. Verfügbar: <https://doi.org/10.1109/robot.2010.5509799>.

- [40] B. Paden, M. Cap, S. Z. Yong, D. Yershov und E. Frazzoli, „A Survey of Motion Planning and Control Techniques for Self-Driving Urban Vehicles,“ *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, Bd. 1, Rn. 1, S. 33–55, 2016, DOI: 10.1109/tiv.2016.2578706. Verfügbar: <https://doi.org/10.1109/tiv.2016.2578706>.
- [41] 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 und E. Zeeb, „Making Bertha Drive—An Autonomous Journey on a Historic Route,“ *IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine*, Bd. 6, Rn. 2, S. 8–20, 2014, DOI: 10.1109/imits.2014.2306552. Verfügbar: <https://doi.org/10.1109/imits.2014.2306552>.
- [42] F. Kunz, D. Nuss, J. Wiest, H. Deusch, S. Reuter, F. Gritschneider, A. Scheel, M. Stubler, M. Bach, P. Hatzelmann, C. Wild und K. Dietmayer, „Autonomous driving at Ulm University: A modular, robust, and sensor-independent fusion approach,“ in *2015 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 2015, DOI: 10.1109/ivs.2015.7225761. Verfügbar: <https://doi.org/10.1109/ivs.2015.7225761>.
- [43] R. Matthaehi und M. Maurer, „Autonomous driving – a top-down-approach,“ *at - Automatisierungstechnik*, Bd. 63, Rn. 3, 2015, DOI: 10.1515/auto-2014-1136. Verfügbar: <https://doi.org/10.1515/auto-2014-1136>.
- [44] J. C. Mertens, C. Knies, F. Diermeyer, S. Escherle und S. Kraus, „The Need for Cooperative Automated Driving,“ *Electronics*, Bd. 9, Rn. 5, S. 754, 2020, DOI: 10.3390/electronics9050754. Verfügbar: <https://doi.org/10.3390/electronics9050754>.
- [45] C. Knies, L. Hermansdorfer und F. Diermeyer, „Cooperative Maneuver Planning for Highway Traffic Scenarios based on Monte-Carlo Tree Search,“ in *AAET - Automatisiertes & vernetztes Fahren*, 2019.
- [46] N. Evestedt, E. Ward, J. Folkesson und D. Axehill, „Interaction aware trajectory planning for merge scenarios in congested traffic situations,“ in *2016 IEEE 19th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, 2016, DOI: 10.1109/itsc.2016.7795596. Verfügbar: <https://doi.org/10.1109/itsc.2016.7795596>.
- [47] M. Graf, O. Speidel, J. Ziegler und K. Dietmayer, „Trajectory Planning for Automated Vehicles using Driver Models,“ in *2018 21st International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, 2018, DOI: 10.1109/itsc.2018.8569373. Verfügbar: <https://doi.org/10.1109/itsc.2018.8569373>.
- [48] C. Frese und J. Beyerer, „A comparison of motion planning algorithms for cooperative collision avoidance of multiple cognitive automobiles,“ in *2011 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 2011, DOI: 10.1109/ivs.2011.5940489. Verfügbar: <https://doi.org/10.1109/ivs.2011.5940489>.
- [49] J. Wei und J. M. Dolan, „A robust autonomous freeway driving algorithm,“ in *2009 IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, 2009, DOI: 10.1109/ivs.2009.5164420. Verfügbar: <https://doi.org/10.1109/ivs.2009.5164420>.
- [50] M. Düring, „Fahrzeugübergreifendes kooperatives Fahrerassistenz- und Sicherheitssystem für automatische Fahrzeuge,“ Diss., Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt, Braunschweig, 2017, DOI: 10.24355/dbbs.084-201710021309. Verfügbar: <http://uri.gbv.de/document/gvk:ppn:1010808389>.

- [51] M. During und K. Lemmer, „Cooperative Maneuver Planning for Cooperative Driving,“ *IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine*, Bd. 8, Rn. 3, S. 8–22, 2016, DOI: 10.1109/mits.2016.2549997. Verfügbar: <https://doi.org/10.1109/mits.2016.2549997>.
- [52] J. Wei, J. M. Dolan und B. Litkouhi, „A prediction- and cost function-based algorithm for robust autonomous freeway driving,“ in *2010 IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, 2010, DOI: 10.1109/ivs.2010.5547988. Verfügbar: <https://doi.org/10.1109/ivs.2010.5547988>.
- [53] J. Wei, J. M. Dolan und B. Litkouhi, „Autonomous vehicle social behavior for highway entrance ramp management,“ in *2013 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 2013, DOI: 10.1109/ivs.2013.6629471. Verfügbar: <https://doi.org/10.1109/ivs.2013.6629471>.
- [54] M. Werling, S. Kammel, J. Ziegler und L. Gröll, „Optimal trajectories for time-critical street scenarios using discretized terminal manifolds,“ *The International Journal of Robotics Research*, Bd. 31, Rn. 3, S. 346–359, 2011, DOI: 10.1177/0278364911423042. Verfügbar: <https://doi.org/10.1177/0278364911423042>.
- [55] M. Treiber, A. Hennecke und D. Helbing, „Congested traffic states in empirical observations and microscopic simulations,“ *Physical Review E*, Bd. 62, Rn. 2, S. 1805–1824, 2000, DOI: 10.1103/physreve.62.1805. Verfügbar: <https://doi.org/10.1103/physreve.62.1805>.
- [56] E. Ward, N. Evestedt, D. Axehill und J. Folkesson, „Probabilistic Model for Interaction Aware Planning in Merge Scenarios,“ *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, S. 1–1, 2017, DOI: 10.1109/tiv.2017.2730588. Verfügbar: <https://doi.org/10.1109/tiv.2017.2730588>.
- [57] S. J. Russell, P. Norvig, E. Davis und D. Edwards, *Artificial intelligence: A modern approach*, (Always learning), Third edition, Global edition, Boston u. a., Pearson, 2016, ISBN: 9781292153964.
- [58] C. Frese und J. Beyerer, „Planning Cooperative Motions of Cognitive Automobiles Using Tree Search Algorithms,“ in *KI 2010: Advances in Artificial Intelligence* Springer Berlin Heidelberg, 2010, S. 91–98, DOI: 10.1007/978-3-642-16111-7\_10. Verfügbar: [https://doi.org/10.1007/978-3-642-16111-7\\_10](https://doi.org/10.1007/978-3-642-16111-7_10).
- [59] P. Hart, N. Nilsson und B. Raphael, „A Formal Basis for the Heuristic Determination of Minimum Cost Paths,“ *IEEE Transactions on Systems Science and Cybernetics*, Bd. 4, Rn. 2, S. 100–107, 1968, DOI: 10.1109/tssc.1968.300136. Verfügbar: <https://doi.org/10.1109/tssc.1968.300136>.
- [60] C. Frese, *Planung kooperativer Fahrmanöver für kognitive Automobile: Zugl.: Karlsruhe, KIT, Diss., 2011*, (Karlsruher Schriften zur Anthropomatik). Bd. 10, Hannover und Karlsruhe, Technische Informationsbibliothek u. Universitätsbibliothek und KIT Scientific Publishing, 2012, ISBN: 9783866447981. Verfügbar: <https://edocs.tib.eu/files/e01fn12/71614669X.pdf>.
- [61] D. Silver, A. Huang, C. J. Maddison, A. Guez, L. Sifre, G. van den Driessche, J. Schrittwieser, I. Antonoglou, V. Panneershelvam, M. Lanctot, S. Dieleman, D. Grewe, J. Nham, N. Kalchbrenner, I. Sutskever, T. Lillicrap, M. Leach, K. Kavukcuoglu, T. Graepel und D. Hassabis, „Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search,“ *Nature*, Bd. 529, Rn. 7587, S. 484–489, 2016, DOI: 10.1038/nature16961. Verfügbar: <https://doi.org/10.1038/nature16961>.
- [62] D. Lenz, T. Kessler und A. Knoll, „Tactical cooperative planning for autonomous highway driving using Monte-Carlo Tree Search,“ in *2016 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 2016, DOI: 10.1109/ivs.2016.7535424. Verfügbar: <https://doi.org/10.1109/ivs.2016.7535424>.

- [63] C. B. Browne, E. Powley, D. Whitehouse, S. M. Lucas, P. I. Cowling, P. Rohlfshagen, S. Tavener, D. Perez, S. Samothrakis und S. Colton, „A Survey of Monte Carlo Tree Search Methods,“ *IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games*, Bd. 4, Rn. 1, S. 1–43, 2012, DOI: 10.1109/tciaig.2012.2186810. Verfügbar: <https://doi.org/10.1109/tciaig.2012.2186810>.
- [64] K. Kurzer, C. Zhou und J. M. Zollner, „Decentralized Cooperative Planning for Automated Vehicles with Hierarchical Monte Carlo Tree Search,“ in *2018 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 2018, DOI: 10.1109/ivs.2018.8500712. Verfügbar: <https://doi.org/10.1109/ivs.2018.8500712>.
- [65] K. Kurzer, F. Engelhorn und J. M. Zollner, „Decentralized Cooperative Planning for Automated Vehicles with Continuous Monte Carlo Tree Search,“ in *2018 21st International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, 2018, DOI: 10.1109/itsc.2018.8569988. Verfügbar: <https://doi.org/10.1109/itsc.2018.8569988>.
- [66] R. Coulom, „COMPUTING “ELO RATINGS” OF MOVE PATTERNS IN THE GAME OF GO1,“ *ICGA Journal*, Bd. 30, Rn. 4, S. 198–208, 2007, DOI: 10.3233/ICG-2007-30403. Verfügbar: <http://doi.org/10.3233/ICG-2007-30403>.
- [67] R. Ramanujan, A. Sabharwal und B. Selman, „On Adversarial Search Spaces and Sampling-Based Planning.“ 2010, S. 242–245.
- [68] C. Hubmann, J. Schulz, M. Becker, D. Althoff und C. Stiller, „Automated Driving in Uncertain Environments: Planning With Interaction and Uncertain Maneuver Prediction,“ *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, Bd. 3, Rn. 1, S. 5–17, 2018, DOI: 10.1109/tiv.2017.2788208. Verfügbar: <https://doi.org/10.1109/tiv.2017.2788208>.
- [69] C. H. Papadimitriou und J. N. Tsitsiklis, „The Complexity of Markov Decision Processes,“ *Mathematics of Operations Research*, Bd. 12, Rn. 3, S. 441–450, 1987. Verfügbar: <http://www.jstor.org/stable/3689975>.
- [70] O. Madani, S. Hanks und A. Condon, „On the undecidability of probabilistic planning and related stochastic optimization problems,“ *Artificial Intelligence*, Bd. 147, Rn. 1-2, S. 5–34, 2003, DOI: 10.1016/s0004-3702(02)00378-8. Verfügbar: [https://doi.org/10.1016/s0004-3702\(02\)00378-8](https://doi.org/10.1016/s0004-3702(02)00378-8).
- [71] G. Shani, J. Pineau und R. Kaplow, „A survey of point-based POMDP solvers,“ *Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, Bd. 27, Rn. 1, S. 1–51, 2012, DOI: 10.1007/s10458-012-9200-2. Verfügbar: <https://doi.org/10.1007/s10458-012-9200-2>.
- [72] A. G. Cunningham, E. Galceran, R. M. Eustice und E. Olson, „MPDM: Multipolicy decision-making in dynamic, uncertain environments for autonomous driving,“ in *2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 2015, DOI: 10.1109/icra.2015.7139412. Verfügbar: <https://doi.org/10.1109/icra.2015.7139412>.
- [73] S. Ulbrich und M. Maurer, „Probabilistic online POMDP decision making for lane changes in fully automated driving,“ in *16th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC 2013)*, 2013, DOI: 10.1109/itsc.2013.6728533. Verfügbar: <https://doi.org/10.1109/itsc.2013.6728533>.
- [74] S. Brechtel, T. Gindele und R. Dillmann, „Probabilistic decision-making under uncertainty for autonomous driving using continuous POMDPs,“ in *17th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, 2014, DOI: 10.1109/itsc.2014.6957722. Verfügbar: <https://doi.org/10.1109/itsc.2014.6957722>.

- [75] H. Bai, D. Hsu und W. S. Lee, „Integrated perception and planning in the continuous space: A POMDP approach,“ *The International Journal of Robotics Research*, Bd. 33, Rn. 9, S. 1288–1302, 2014, DOI: 10.1177/0278364914528255. Verfügbar: <https://doi.org/10.1177/0278364914528255>.
- [76] D. S. Gonzalez, M. Garzon, J. S. Dibangoye und C. Laugier, „Human-Like Decision-Making for Automated Driving in Highways,“ in *2019 IEEE Intelligent Transportation Systems Conference (ITSC)*, 2019, DOI: 10.1109/itsc.2019.8917449. Verfügbar: <https://doi.org/10.1109/itsc.2019.8917449>.
- [77] C. Hubmann, M. Becker, D. Althoff, D. Lenz und C. Stiller, „Decision making for autonomous driving considering interaction and uncertain prediction of surrounding vehicles,“ in *2017 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 2017, DOI: 10.1109/ivs.2017.7995949. Verfügbar: <https://doi.org/10.1109/ivs.2017.7995949>.
- [78] E. Galceran, A. Cunningham, R. Eustice und E. Olson, „Multipolicy Decision-Making for Autonomous Driving via Changepoint-based Behavior Prediction,“ in *Robotics: Science and Systems XI*, 2015, DOI: 10.15607/rss.2015.xi.043. Verfügbar: <https://doi.org/10.15607/rss.2015.xi.043>.
- [79] M. Lapan und K. Lorenzen, *Deep Reinforcement Learning: Das umfassende Praxis-Handbuch*, 1. Auflage, 2020, ISBN: 3747500366.
- [80] R. S. Sutton und A. Barto, *Reinforcement learning: An introduction*, (Adaptive computation and machine learning), Second edition, Cambridge, MA und London, The MIT Press, 2018, ISBN: 9780262039246.
- [81] B. Mirchevska, M. Blum, L. Louis, J. Boedecker und M. Werling, „Reinforcement Learning for Autonomous Maneuvering in Highway Scenarios,“ in *11. Workshop Fahrerassistenzsysteme und automatisiertes Fahren*, 2017, S. 4753–4758. Verfügbar: <https://www.uni-das.de/images/pdf/veroeffentlichungen/2017/04.pdf>.
- [82] C.-J. Hoel, K. Wolff und L. Laine, „Automated Speed and Lane Change Decision Making using Deep Reinforcement Learning,“ in *2018 21st International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, 2018, DOI: 10.1109/itsc.2018.8569568. Verfügbar: <https://doi.org/10.1109/itsc.2018.8569568>.
- [83] C.-J. Hoel, K. Driggs-Campbell, K. Wolff, L. Laine und M. J. Kochenderfer, „Combining Planning and Deep Reinforcement Learning in Tactical Decision Making for Autonomous Driving,“ *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, Bd. 5, Rn. 2, S. 294–305, 2020, DOI: 10.1109/tiv.2019.2955905. Verfügbar: <https://doi.org/10.1109/tiv.2019.2955905>.
- [84] S. Winter, *Grundzüge der Spieltheorie*, Springer Berlin Heidelberg, 2015, DOI: 10.1007/978-3-662-44422-1. Verfügbar: <https://doi.org/10.1007/978-3-662-44422-1>.
- [85] F. Bartholomae und M. Wiens, *Spieltheorie*, Springer Fachmedien Wiesbaden, 2016, DOI: 10.1007/978-3-8349-4420-7. Verfügbar: <https://doi.org/10.1007/978-3-8349-4420-7>.
- [86] M. J. Holler, G. Illing und S. Napel, *Einführung in die Spieltheorie*, Springer Berlin Heidelberg, 2019, DOI: 10.1007/978-3-642-31963-1. Verfügbar: <https://doi.org/10.1007/978-3-642-31963-1>.
- [87] H. Zhang, Y. Su, L. Peng und D. Yao, „A review of game theory applications in transportation analysis,“ in *2010 International Conference on Computer and Information Application*, 2010, DOI: 10.1109/iccia.2010.6141559. Verfügbar: <https://doi.org/10.1109/iccia.2010.6141559>.

- [88] S. K. Berninghaus, K.-M. Ehrhart und W. Güth, *Strategische Spiele*, Springer Berlin Heidelberg, 2010, DOI: 10.1007/978-3-642-11651-3. Verfügbar: <https://doi.org/10.1007/978-3-642-11651-3>.
- [89] C. Kim und R. Langari, „Game theory based autonomous vehicles operation,“ *International Journal of Vehicle Design*, Bd. 65, Rn. 4, S. 360, 2014, DOI: 10.1504/ijvd.2014.063832. Verfügbar: <https://doi.org/10.1504/ijvd.2014.063832>.
- [90] A. Gorjestani, M. Donath und L. Alexander, „Radar Based Longitudinal Virtual Bumper Collision Avoidance System Implemented on a Truck,“ Minnesota Department of Transportation, 01.02.1999.
- [91] A. Talebpour, H. S. Mahmassani und S. H. Hamdar, „Modeling Lane-Changing Behavior in a Connected Environment: A Game Theory Approach,“ *Transportation Research Procedia*, Bd. 7, S. 420–440, 2015, DOI: 10.1016/j.trpro.2015.06.022. Verfügbar: <https://doi.org/10.1016/j.trpro.2015.06.022>.
- [92] F. Meng, J. Su, C. Liu und W.-H. Chen, „Dynamic decision making in lane change: Game theory with receding horizon,“ in *2016 UKACC 11th International Conference on Control (CONTROL)*, 2016, DOI: 10.1109/control.2016.7737643. Verfügbar: <https://doi.org/10.1109/control.2016.7737643>.
- [93] Z. Yan, J. Wang und Y. Zhang, „A Game-Theoretical Approach to Driving Decision Making in Highway Scenarios,“ in *2018 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 2018, DOI: 10.1109/ivs.2018.8500496. Verfügbar: <https://doi.org/10.1109/ivs.2018.8500496>.
- [94] U.S. Department Of Transportation Federal Highway Administration. „*Next Generation Simulation (NGSIM) Vehicle Trajectories and Supporting Data*,“ en. 2017. DOI: 10.21949/1504477. Verfügbar: <https://data.transportation.gov/d/8ect-6jqj>.
- [95] C. H. Papadimitriou und T. Roughgarden, „Computing Equilibria in Multi-Player Games,“ in *Proceedings of the Sixteenth Annual ACM-SIAM Symposium on Discrete Algorithms*, 2005, S. 82–91, ISBN: 0898715857.
- [96] C. E. Lemke und J. J. T. Howson, „Equilibrium Points of Bimatrix Games,“ *Journal of the Society for Industrial and Applied Mathematics*, Bd. 12, Rn. 2, S. 413–423, 1964, DOI: 10.1137/0112033. Verfügbar: <https://doi.org/10.1137/0112033>.
- [97] M. Treiber und A. Kesting, *Verkehrsdynamik und -simulation*, Springer Berlin Heidelberg, 2010, DOI: 10.1007/978-3-642-05228-6. Verfügbar: <https://doi.org/10.1007/978-3-642-05228-6>.
- [98] A. Kesting, M. Treiber und D. Helbing, „Enhanced intelligent driver model to access the impact of driving strategies on traffic capacity,“ *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, Bd. 368, Rn. 1928, S. 4585–4605, 2010, DOI: 10.1098/rsta.2010.0084. Verfügbar: <https://doi.org/10.1098/rsta.2010.0084>.
- [99] A. Kesting, M. Treiber und D. Helbing, „General Lane-Changing Model MOBIL for Car-Following Models,“ *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, Bd. 1999, Rn. 1, S. 86–94, 2007, DOI: 10.3141/1999-10. Verfügbar: <https://doi.org/10.3141/1999-10>.
- [100] M. Barth und K. Boriboonsomsin, „Energy and emissions impacts of a freeway-based dynamic eco-driving system,“ *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, Bd. 14, Rn. 6, S. 400–410, 2009, DOI: 10.1016/j.trd.2009.01.004. Verfügbar: <https://doi.org/10.1016/j.trd.2009.01.004>.

- [101] Y. Saboohi und H. Farzaneh, „Model for developing an eco-driving strategy of a passenger vehicle based on the least fuel consumption,“ *Applied Energy*, Bd. 86, Rn. 10, S. 1925–1932, 2009, DOI: 10.1016/j.apenergy.2008.12.017. Verfügbar: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2008.12.017>.
- [102] I. El-Shawarby, K. Ahn und H. Rakha, „Comparative field evaluation of vehicle cruise speed and acceleration level impacts on hot stabilized emissions,“ *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, Bd. 10, Rn. 1, S. 13–30, 2005, DOI: 10.1016/j.trd.2004.09.002. Verfügbar: <https://doi.org/10.1016/j.trd.2004.09.002>.
- [103] I. R. Jenkins, L. O. Gee, A. Knauss, H. Yin und J. Schroeder, „Accident Scenario Generation with Recurrent Neural Networks,“ in *2018 21st International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, 2018, DOI: 10.1109/itsc.2018.8569661. Verfügbar: <https://doi.org/10.1109/itsc.2018.8569661>.
- [104] F. Klueck, Y. Li, M. Nica, J. Tao und F. Wotawa, „Using Ontologies for Test Suites Generation for Automated and Autonomous Driving Functions,“ in *2018 IEEE International Symposium on Software Reliability Engineering Workshops (ISSREW)*, 2018, DOI: 10.1109/issrew.2018.00-20. Verfügbar: <https://doi.org/10.1109/issrew.2018.00-20>.
- [105] G. E. Mullins, P. G. Stankiewicz und S. K. Gupta, „Automated generation of diverse and challenging scenarios for test and evaluation of autonomous vehicles,“ in *2017 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 2017, DOI: 10.1109/icra.2017.7989173. Verfügbar: <https://doi.org/10.1109/icra.2017.7989173>.
- [106] E. Rocklage, H. Kraft, A. Karatas und J. Seewig, „Automated scenario generation for regression testing of autonomous vehicles,“ in *2017 IEEE 20th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, 2017, DOI: 10.1109/itsc.2017.8317919. Verfügbar: <https://doi.org/10.1109/itsc.2017.8317919>.
- [107] M. Althoff, M. Koschi und S. Manzinger, „CommonRoad: Composable benchmarks for motion planning on roads,“ in *2017 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 2017, DOI: 10.1109/ivs.2017.7995802. Verfügbar: <https://doi.org/10.1109/ivs.2017.7995802>.
- [108] V. Lizenberg, S. Knapp, R. Mannale, V. Wendel und F. Köster, „Simulationsbasierte Bewertungs- und Vergleichsmethodik für Abstimmungsverfahren in kooperativen Fahrfunktionen,“ in *AAET - Automatisiertes & vernetztes Fahren*, 2019, S. 49–65.
- [109] M. Behrisch, L. Bieker-Walz, J. Erdmann und D. Krajzewicz, „SUMO – Simulation of Urban MObility: An Overview,“ 2011, ISBN: 978-1-61208-169-4.
- [110] S. Hallerbach, Y. Xia, U. Eberle und F. Koester, „Simulation-Based Identification of Critical Scenarios for Cooperative and Automated Vehicles,“ *SAE International Journal of Connected and Automated Vehicles*, Bd. 1, Rn. 2, S. 93–106, 2018, DOI: 10.4271/2018-01-1066. Verfügbar: <https://doi.org/10.4271/2018-01-1066>.
- [111] T. Menzel, G. Bagschik und M. Maurer, „Scenarios for Development, Test and Validation of Automated Vehicles,“ in *2018 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 2018, DOI: 10.1109/ivs.2018.8500406. Verfügbar: <https://doi.org/10.1109/ivs.2018.8500406>.
- [112] Z. Wang, G. Wu und M. J. Barth, „A Review on Cooperative Adaptive Cruise Control (CACC) Systems: Architectures, Controls, and Applications,“ in *2018 21st International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, 2018, S. 2884–2891.

- [113] G. J. L. Naus, R. P. A. Vugts, J. Ploeg, M. J. G. van de Molengraft und M. Steinbuch, „String-Stable CACC Design and Experimental Validation: A Frequency-Domain Approach,“ *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, Bd. 59, Rn. 9, S. 4268–4279, 2010.
- [114] J. Ploeg, B. T. M. Scheepers, E. van Nunen, N. van de Wouw und H. Nijmeijer, „Design and experimental evaluation of cooperative adaptive cruise control,“ in *2011 14th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, 2011, S. 260–265.
- [115] V. Milanés, S. E. Shladover, J. Spring, C. Nowakowski, H. Kawazoe und M. Nakamura, „Cooperative Adaptive Cruise Control in Real Traffic Situations,“ *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, Bd. 15, Rn. 1, S. 296–305, 2014.
- [116] R. Schmied, H. Waschl und L. del Re, „Extension and experimental validation of fuel efficient predictive adaptive cruise control,“ in *2015 American Control Conference (ACC)*, 2015, S. 4753–4758.
- [117] B. Friedrich, „Verkehrliche Wirkung autonomer Fahrzeuge,“ in *Autonomes Fahren* Springer Berlin Heidelberg, 2015, S. 331–350, DOI: 10.1007/978-3-662-45854-9\_16. Verfügbar: [https://doi.org/10.1007/978-3-662-45854-9\\_16](https://doi.org/10.1007/978-3-662-45854-9_16).
- [118] C. Bonnet und H. Fritz, „Fuel Consumption Reduction in a Platoon: Experimental Results with two Electronically Coupled Trucks at Close Spacing,“ in *SAE Technical Paper Series*, 2000, DOI: 10.4271/2000-01-3056. Verfügbar: <https://doi.org/10.4271/2000-01-3056>.
- [119] M. P. Lammert, A. Duran, J. Diez, K. Burton und A. Nicholson, „Effect of Platooning on Fuel Consumption of Class 8 Vehicles Over a Range of Speeds, Following Distances, and Mass,“ *SAE International Journal of Commercial Vehicles*, Bd. 7, Rn. 2, S. 626–639, 2014, DOI: 10.4271/2014-01-2438. Verfügbar: <https://doi.org/10.4271/2014-01-2438>.
- [120] X.-Y. Lu und S. E. Shladover, „Automated Truck Platoon Control and Field Test,“ in *Road Vehicle Automation* Springer International Publishing, 2014, S. 247–261, DOI: 10.1007/978-3-319-05990-7\_21. Verfügbar: [https://doi.org/10.1007/978-3-319-05990-7\\_21](https://doi.org/10.1007/978-3-319-05990-7_21).
- [121] K.-Y. Liang, J. Martensson und K. H. Johansson, „Fuel-saving potentials of platooning evaluated through sparse heavy-duty vehicle position data,“ in *2014 IEEE Intelligent Vehicles Symposium Proceedings*, 2014, DOI: 10.1109/ivs.2014.6856540. Verfügbar: <https://doi.org/10.1109/ivs.2014.6856540>.
- [122] S. Agriesti, P. Gandini, G. Marchionni, V. Paglino, M. Ponti und L. Studer, „Evaluation Approach for a Combined Implementation of Day 1 C-ITS and Truck Platooning,“ in *2018 IEEE 87th Vehicular Technology Conference (VTC Spring)*, 2018, DOI: 10.1109/vtcspring.2018.8417876. Verfügbar: <https://doi.org/10.1109/vtcspring.2018.8417876>.
- [123] Daimler Truck AG. „Daimler Trucks investiert eine halbe Milliarde Euro in hochautomatisierte Lkw,“ 2020. [Online]. Verfügbar: <https://media.daimler.com/marsMediaSite/de/instance/ko/Daimler-Trucks-investiert-eine-halbe-Milliarde-Euro-in-hochautomatisierte-Lkw.xhtml?oid=42188247> [aufgerufen am 17. 07. 2020].
- [124] H.-J. Günther, O. Trauer und L. Wolf, „The potential of collective perception in vehicular ad-hoc networks,“ in *2015 14th International Conference on ITS Telecommunications (ITST)*, 2015, DOI: 10.1109/itst.2015.7377190. Verfügbar: <https://doi.org/10.1109/itst.2015.7377190>.

- [125] M. A. S. Kamal, S. Taguchi und T. Yoshimura, „Efficient Driving on Multilane Roads Under a Connected Vehicle Environment,“ *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, Bd. 17, Rn. 9, S. 2541–2551, 2016, DOI: 10.1109/tits.2016.2519526. Verfügbar: <https://doi.org/10.1109/tits.2016.2519526>.
- [126] N. Hyldmar, Y. He und A. Prorok, „A Fleet of Miniature Cars for Experiments in Cooperative Driving,“ *CoRR*, Bd. abs/1902.06133, 2019. arXiv: 1902.06133. Verfügbar: <http://arxiv.org/abs/1902.06133>.
- [127] M. Blum, „Entwicklung und Implementierung einer Simulationssoftware für die Autobahn auf Basis mikroskopischer Fahrermodelle,“ Masterarbeit, Technische Universität München, 2018.
- [128] M. Gruber, „Anwendung der Monte-Carlo Baumsuche zur zentralen Planung kooperativer Fahrmanöver und Integration in ein Simulationsframework,“ Semesterarbeit, Technische Universität München, 2019.
- [129] M. Yang und X. Wang, „Modeling Lane Change Gap Acceptance and Duration Using Shanghai Naturalistic Driving Data,“ in *CICTP 2018*, 2018, DOI: 10.1061/9780784481523.190. Verfügbar: <https://doi.org/10.1061/9780784481523.190>.
- [130] S. Moridpour, M. Sarvi und G. Rose, „Modeling the Lane-Changing Execution of Multiclass Vehicles under Heavy Traffic Conditions,“ *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, Bd. 2161, Rn. 1, S. 11–19, 2010, DOI: 10.3141/2161-02. Verfügbar: <https://doi.org/10.3141/2161-02>.
- [131] S. Schlottbom, „Pkw-Spurwechsel mit Richtgeschwindigkeit auf Autobahnen,“ *UREKO Spiegel*, Bd. 2018, Rn. 20, 2018.
- [132] R. Merala und K. White, „Tractor Semitrailer Left Turns and Lane Changes,“ in *SAE Technical Paper Series*, 2010, DOI: 10.4271/2010-01-0049. Verfügbar: <https://doi.org/10.4271/2010-01-0049>.
- [133] J.-D. Schulze und M. Becke, „Lkw-Spurwechsel auf mehrspurigen Richtungsfahrbahnen,“ *Verkehrsunfall und Fahrzeugtechnik*, Rn. 45, S. 260–266, 2007. [Aufgerufen am 25.01.2017].
- [134] D. Ellinghaus und J. Steinbrecher, *LKW im Straßenverkehr - eine Untersuchung über die Beziehungen zwischen Lkw- und Pkw-Fahrern*, (Uniroyal-Verkehrsuntersuchung), Uniroyal, 2002. Verfügbar: <https://trid.trb.org/view/951693>.
- [135] C. Knies, J. Fank und F. Diermeyer, „How to Measure Cooperation? Cost Functions for Cooperative Maneuver Planning on Highways,“ in *2019 IEEE Intelligent Transportation Systems Conference (ITSC)*, 2019, DOI: 10.1109/itsc.2019.8917075. Verfügbar: <https://doi.org/10.1109/itsc.2019.8917075>.
- [136] S. C. Calvert, T. H. A. van den Broek und M. van Noort, „Cooperative driving in mixed traffic networks - Optimizing for performance,“ in *2012 IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, 2012, DOI: 10.1109/ivs.2012.6232138. Verfügbar: <https://doi.org/10.1109/ivs.2012.6232138>.
- [137] R. Patel, M. W. Levin und S. D. Boyles, „Effects of Autonomous Vehicle Behavior on Arterial and Freeway Networks,“ *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, Bd. 2561, Rn. 1, S. 9–17, 2016, DOI: 10.3141/2561-02. Verfügbar: <https://doi.org/10.3141/2561-02>.

- [138] M. Wang, S. Hoogendoorn, W. Daamen und B. van Arem, „Potential impacts of ecological adaptive cruise control systems on traffic and environment,“ *IET Intelligent Transport Systems*, Bd. 8, Rn. 2, S. 77–86, 2014, DOI: 10.1049/iet-its.2012.0069. Verfügbar: <https://doi.org/10.1049/iet-its.2012.0069>.
- [139] P. Wagner, „Steuerung und Management in einem Verkehrssystem mit autonomen Fahrzeugen,“ in *Autonomes Fahren* Springer Berlin Heidelberg, 2015, S. 313–330, DOI: 10.1007/978-3-662-45854-9\_15. Verfügbar: [https://doi.org/10.1007/978-3-662-45854-9\\_15](https://doi.org/10.1007/978-3-662-45854-9_15).
- [140] Kraftfahrt-Bundesamt. „Bestand an Personenkraftwagen nach Segmenten und Modellreihen am 1. Januar 2018 gegenüber 1. Januar 2017 (FZ 12),“ [Online]. Verfügbar: [https://www.kba.de/SharedDocs/Publikationen/DE/Statistik/Fahrzeuge/FZ/2018/fz12\\_2018\\_xls.xls](https://www.kba.de/SharedDocs/Publikationen/DE/Statistik/Fahrzeuge/FZ/2018/fz12_2018_xls.xls).
- [141] S. Breuer und S. Kopp, „Fahrmechanik,“ in *Nutzfahrzeugtechnik* Vieweg + Teubner, 2008, S. 35–104, DOI: 10.1007/978-3-8348-9538-7\_2. Verfügbar: [https://doi.org/10.1007/978-3-8348-9538-7\\_2](https://doi.org/10.1007/978-3-8348-9538-7_2).
- [142] H.-J. Unrau, *Der Einfluss der Fahrbohnoberflächenkrümmung auf den Rollwiderstand, die Cornering Stiffness und die Aligning Stiffness von Pkw-Reifen*, Karlsruhe, KIT Scientific Publishing, 2013, ISBN: 978-3-866-44983-1. DOI: 10.5445/KSP/1000032808. Verfügbar: <http://dx.doi.org/10.5445/KSP/1000032808>.
- [143] E. Tyre und R. T. Organisation, *ETRTO standards manual 2003*, Brussels, European Tyre und Rim Technical Organisation, 2003, ISBN: 978-3-866-44983-1. Verfügbar: <http://bushie39.com.au/wp-content/uploads/2015/12/ETRTO-Standards-Manual-2003.pdf>.
- [144] H. Großmann, *Pkw-Klimatisierung*, Springer Berlin Heidelberg, 2013, DOI: 10.1007/978-3-642-39841-4. Verfügbar: <https://doi.org/10.1007/978-3-642-39841-4>.
- [145] R. S. Sutton, D. Precup und S. Singh, „Between MDPs and semi-MDPs: A framework for temporal abstraction in reinforcement learning,“ *Artificial Intelligence*, Bd. 112, Rn. 1-2, S. 181–211, 1999, DOI: 10.1016/s0004-3702(99)00052-1. Verfügbar: [https://doi.org/10.1016/s0004-3702\(99\)00052-1](https://doi.org/10.1016/s0004-3702(99)00052-1).
- [146] D. Jungnickel, *Graphs, Networks and Algorithms*, Springer Berlin Heidelberg, 2013, DOI: 10.1007/978-3-642-32278-5. Verfügbar: <https://doi.org/10.1007/978-3-642-32278-5>.
- [147] C. Knies und F. Diermeyer, „Data-Driven Test Scenario Generation for Cooperative Maneuver Planning on Highways,“ *Applied Sciences*, Bd. 10, Rn. 22, S. 8154, 2020, DOI: 10.3390/app10228154. Verfügbar: <https://doi.org/10.3390/app10228154>.
- [148] C. Knies. „Cooperative Behavior Planning,“ 2021. [Online]. Verfügbar: [https://github.com/TUMFTM/cooperative\\_behavior\\_planning](https://github.com/TUMFTM/cooperative_behavior_planning) [aufgerufen am 20. 12. 2021].
- [149] S. Hamdar, „Driver Behavior Modeling,“ in *Handbook of Intelligent Vehicles* (Springer reference), A. Eskandarian, Hrsg. London: Springer, 2012, S. 537–558, ISBN: 9780857290847.
- [150] M. Treiber und A. Kesting, „Car-Following Models Based on Driving Strategies,“ in *Traffic Flow Dynamics* Springer Berlin Heidelberg, 2012, S. 181–204, DOI: 10.1007/978-3-642-32460-4\_11. Verfügbar: [https://doi.org/10.1007/978-3-642-32460-4\\_11](https://doi.org/10.1007/978-3-642-32460-4_11).
- [151] C. Knies. „Test scenarios cooperation,“ 2020. [Online]. Verfügbar: [https://github.com/TUMFTM/test\\_scenarios\\_cooperation](https://github.com/TUMFTM/test_scenarios_cooperation) [aufgerufen am 30. 11. 2020].
- [152] C. A. Bailey, *A Guide to Qualitative Field Research* -, London, Thousand Oaks, New Delhi, Pine Forge Press, 2007, ISBN: 978-1-412-93650-7.

- [153] A. Himme, „Gütekriterien der Messung: Reliabilität, Validität und Generalisierbarkeit,“ in *Methodik der empirischen Forschung*, S. Albers, D. Klapper, U. Konradt, A. Walter und J. Wolf, Hrsg. Wiesbaden: Gabler Verlag, 2009, S. 485–500, ISBN: 978-3-322-96406-9. DOI: 10.1007/978-3-322-96406-9\_31. Verfügbar: [https://doi.org/10.1007/978-3-322-96406-9\\_31](https://doi.org/10.1007/978-3-322-96406-9_31).
- [154] G. A. Lienert und U. Raatz, *Testaufbau und Testanalyse*, (Grundlagen Psychologie), 6. Auflage, Weinheim, Beltz, 1998, ISBN: 9783621274241. Verfügbar: [http://www.content-select.com/index.php?id=bib\\_view&ean=9783621278454](http://www.content-select.com/index.php?id=bib_view&ean=9783621278454).
- [155] J. C. Hayward, *Near misses as a measure of safety at urban intersections*, [University Park, PA], Pennsylvania State University, Dept. of Civil Engineering, 1971.
- [156] R. Krajewski, J. Bock, L. Kloeker und L. Eckstein, „The highD Dataset: A Drone Dataset of Naturalistic Vehicle Trajectories on German Highways for Validation of Highly Automated Driving Systems,“ in *International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, 2018, S. 2118–2125, DOI: 10.1109/ITSC.2018.8569552.
- [157] C. 2. C. C. Consortium. „*Guidance for day 2 and beyond roadmap*,“ Technical Report. Sep. 2019. Verfügbar: [https://www.car-2-car.org/fileadmin/documents/General\\_Documents/C2CCC\\_WP\\_2072\\_RoadmapDay2AndBeyond.pdf](https://www.car-2-car.org/fileadmin/documents/General_Documents/C2CCC_WP_2072_RoadmapDay2AndBeyond.pdf).
- [158] TR 103 299. „*Intelligent Transport Systems (ITS) Cooperative Adaptive Cruise Control (CACC) Pre-standardization study*,“ Technical Report. Juni 2019. Verfügbar: [https://www.etsi.org/deliver/etsi\\_tr/103200\\_103299/103299/02.01.01\\_60/tr\\_103299v020101p.pdf](https://www.etsi.org/deliver/etsi_tr/103200_103299/103299/02.01.01_60/tr_103299v020101p.pdf).
- [159] Verlag für Rechtsjournalismus. „Zuladung beim LKW: Leergewicht und zul. Gesamtmasse,“ [Online]. Verfügbar: [https://www.bussgeldkatalog.org/zuladung-lkw/#leergewicht\\_und\\_zuladung\\_wie\\_viel\\_darf\\_ein\\_lkw\\_befoerdern](https://www.bussgeldkatalog.org/zuladung-lkw/#leergewicht_und_zuladung_wie_viel_darf_ein_lkw_befoerdern).
- [160] Kraftfahrt-Bundesamt, „Verkehr deutscher Lastkraftfahrzeuge (VD), Gesamtverkehr, Mai 2018 (VD 5),“ Kraftfahrt-Bundesamt, 31.05.2018.



# Vorveröffentlichungsliste

Während der Anfertigung dieser Dissertation entstanden Veröffentlichungen und Studienarbeiten, in denen Teilaspekte dieser Arbeit vorgestellt wurden.

## **Zeitschriften; Scopus/Web of Science gelistet (peer-reviewed)**

- [44] J. C. Mertens, C. Knies, F. Diermeyer, S. Escherle und S. Kraus, „The Need for Cooperative Automated Driving,“ *Electronics*, Bd. 9, Rn. 5, S. 754, 2020, DOI: 10.3390/electronics9050754. Verfügbar: <https://doi.org/10.3390/electronics9050754>.
- [147] C. Knies und F. Diermeyer, „Data-Driven Test Scenario Generation for Cooperative Maneuver Planning on Highways,“ *Applied Sciences*, Bd. 10, Rn. 22, S. 8154, 2020, DOI: 10.3390/app10228154. Verfügbar: <https://doi.org/10.3390/app10228154>.

## **Konferenzen, Magazine, etc.; Scopus/Web of Science gelistet (peer-reviewed)**

- [135] C. Knies, J. Fank und F. Diermeyer, „How to Measure Cooperation? Cost Functions for Cooperative Maneuver Planning on Highways,“ in *2019 IEEE Intelligent Transportation Systems Conference (ITSC)*, 2019, DOI: 10.1109/itsc.2019.8917075. Verfügbar: <https://doi.org/10.1109/itsc.2019.8917075>.

## **Zeitschriften, Konferenzen, Magazine, Berichte, Konferenzvorträge und -poster, etc.; nicht Scopus/Web of Science gelistet**

- [45] C. Knies, L. Hermansdorfer und F. Diermeyer, „Cooperative Maneuver Planning for Highway Traffic Scenarios based on Monte-Carlo Tree Search,“ in *AAET - Automatisiertes & vernetztes Fahren*, 2019.  
C. Knies, V. Götz und F. Diermeyer, „Testszenarien für kooperative Fahrfunktionen auf Autobahnen,“ in *9. Tagung Automatisiertes Fahren*, 2019.  
J. Fank, C. Knies, F. Diermeyer, L. Prash, J. Reinhardt und K. Bengler, „Factors for User Acceptance of Cooperative Assistance Systems: A Two-Step Study Assessing Cooperative Driving,“ in *8. Tagung Fahrerassistenz*, 2017.

## **Nicht-dissertationsrelevante Veröffentlichungen; Scopus/Web of Science gelistet (peer-reviewed)**

L. Gauerhof, A. Bilic, C. Knies und F. Diermeyer, „Integration of a dynamic model in a driving simulator to meet requirements of various levels of automatization,“ in *2016 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 2016, DOI: 10.1109/ivs.2016.7535400. Verfügbar: <https://doi.org/10.1109/ivs.2016.7535400>.

J. Fank, C. Knies und F. Diermeyer, „Analysis of a Human-Machine Interface for Cooperative Truck Overtaking Maneuvers on Freeways: Increase Success Rate and Assess Driving Behavior during System Failures,“ *Multimodal Technologies and Interaction*, Bd. 5, Rn. 11, 2021, DOI: 10.3390/mti5110069. Verfügbar: <https://www.mdpi.com/2414-4088/5/11/69>.

J. Fank, L. Santen, C. Knies und F. Diermeyer, „Should We Allow Him to Pass?“ Increasing Cooperation Between Truck Drivers Using Anthropomorphism,“ in *Advances in Human Factors of Transportation* Springer International Publishing, 2019, S. 475–484, DOI: 10.1007/978-3-030-20503-4\_43. Verfügbar: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-20503-4\\_43](https://doi.org/10.1007/978-3-030-20503-4_43).

## **Dissertationsrelevante Open-Source Software**

- [148] C. Knies. „Cooperative Behavior Planning,“ 2021. [Online]. Verfügbar: [https://github.com/TUMFTM/cooperative\\_behavior\\_planning](https://github.com/TUMFTM/cooperative_behavior_planning) [aufgerufen am 20. 12. 2021].
- [151] C. Knies. „Test scenarios cooperation,“ 2020. [Online]. Verfügbar: [https://github.com/TUMFTM/test\\_scenarios\\_cooperation](https://github.com/TUMFTM/test_scenarios_cooperation) [aufgerufen am 30. 11. 2020].

# Betreute Studienarbeiten

Folgende studentische Arbeiten entstanden im Rahmen der Dissertation unter der inhaltlichen, fachlichen und wissenschaftlichen Betreuung sowie unter maßgeblicher Anleitung des Autors. Im Folgenden sind die für diese Dissertation relevanten und in Bezug stehenden Bachelor-, Semester- und Masterarbeiten aufgeführt. Vielen Dank geht hier an die Bearbeiter für die umfangreiche Unterstützung im Rahmen dieses Forschungsprojekt.

[127] M. Blum, „Entwicklung und Implementierung einer Simulationssoftware für die Autobahn auf Basis mikroskopischer Fahrermodelle,“ Masterarbeit, Technische Universität München, 2018.

[128] M. Gruber, „Anwendung der Monte-Carlo Baumsuche zur zentralen Planung kooperativer Fahrmanöver und Integration in ein Simulationsframework,“ Semesterarbeit, Technische Universität München, 2019.

N. Uslenghi, „Entwicklung und Implementierung eines Algorithmus zur dezentralen Manöverplanung kooperativ agierender Fahrzeuge,“ Masterarbeit, Technische Universität München, 2019.

L. Hermansdorfer, „Entwicklung und Implementierung eines Algorithmus zur Berechnung kooperativer Fahrmanöver von autonomen Fahrzeugen,“ Masterarbeit, Technische Universität München, 2018. Verfügbar: <https://mediatum.ub.tum.de/1428366>.



# Anhang

<b>A</b>	<b>Berechnung verallgemeinerter Fahrzeugparameter .....</b>	<b>xxv</b>
A.1	<b>Pkw .....</b>	<b>xxv</b>
A.2	<b>Lkw .....</b>	<b>xxv</b>
<b>B</b>	<b>Einfluss des Planungshorizonts .....</b>	<b>xxvii</b>



# A Berechnung verallgemeinerter Fahrzeugparameter

## A.1 Pkw

Tabelle A.1: Fahrzeugparameter nach Segment [140]

Segment	Anteil	Repräsent. Modell	$c_w$ -Wert	Stirnfläche	Leergewicht
Minis	6.9	Smart FORTWO	0.37	1,947 m <sup>2</sup>	890 kg bis 995 kg
Kleinwagen	19.2	VW Polo	0.32	2,04 m <sup>2</sup>	1105 kg bis 1355 kg
Kompaktklasse	25.9	VW Golf	0.27	2,19 m <sup>2</sup>	1206 kg bis 1416 kg
Mittelklasse	14.5	BMW 3er	0.26	2,20 m <sup>2</sup>	1560 kg bis 1585 kg
Obere Mittelklasse	4.3	Mercedes E-Klasse	0.25	2,31 m <sup>2</sup>	1605 kg bis 1905 kg
Oberklasse	0.6	Mercedes S-Klasse	0.27	2,31 m <sup>2</sup>	1995 kg bis 2295 kg
SUVs	5.6	Nissan Qashqai	0.32	2,44 m <sup>2</sup>	1350 kg bis 1540 kg
Geländewagen	4.8	VW Tiguan	0.37	2,54 m <sup>2</sup>	1512 kg bis 1727 kg
Sportwagen	1.9	Mercedes SLK	0.33	2,00 m <sup>2</sup>	1455 kg bis 1540 kg
Mini-Vans	4.4	Opel Meriva	0.33	2,42 m <sup>2</sup>	1361 kg bis 1518 kg
Großraum-Vans	4.5	VW Touran	0.31	2,52 m <sup>2</sup>	1436 kg bis 1615 kg
Utilities	3.8	VW Transporter	0.35	3,387 m <sup>2</sup>	1859 kg bis 2105 kg
Sonstige	3.5	-	-	-	-
<b>Gewichtet</b>			<b>0.3</b>	<b>2.25</b>	<b>1400</b>

Die Fahrzeugmasse ergibt sich aus dem gemittelten Leergewicht, 20 kg Kraftstoff und 125 kg Insassen zu insgesamt 1545 kg.

## A.2 Lkw

Die für Lkw angenommene Masse orientiert sich an Fernverkehr-Lkw mit einer zulässigen Gesamtmasse von 40 t. Diese setzt sich aus dem Leergewicht von ca. 13 t und der beförderten Ladung von max. 27 t zusammen [159]. Mit einer durchschnittlichen Ausnutzung der zulässigen Zuladung von 42,3 % [160] ergibt sich die durchschnittliche Gesamtmasse eines Lkw zu 24,4 t.



## B Einfluss des Planungshorizonts

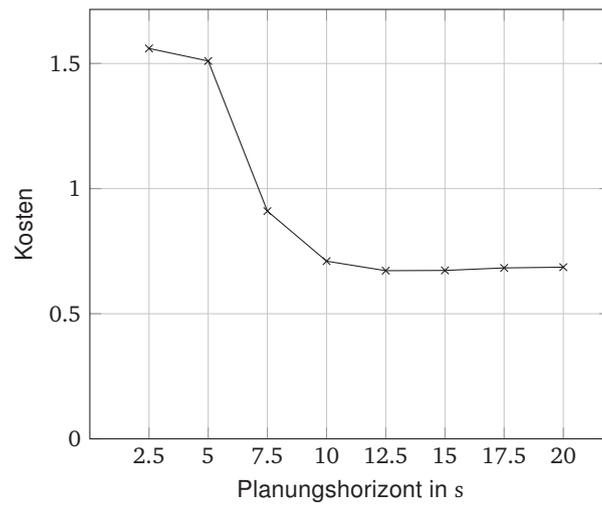


Abbildung B.1: Kosten des dezentralen Planers in Abhängigkeit des Planungshorizonts