

Echtzeit-Strategieplanung für vorausschauendes automatisiertes Fahren

Zur Erlangung des akademischen Grades eines
Doktors der Ingenieurwissenschaften (Dr.-Ing.)

von der KIT-Fakultät für Maschinenbau des
Karlsruher Instituts für Technologie (KIT)

angenommene
Dissertation
von

M.Sc. Kai-Lukas Bauer

Tag der mündlichen Prüfung: 28.03.2019
Hauptreferent: Prof. Dr. rer. nat. Frank Gauterin
Korreferent: Prof. Dr.-Ing. Sören Hohmann



Dieses Werk ist lizenziert unter einer Creative Commons Namensnennung - Weitergabe unter gleichen Bedingungen 4.0 International Lizenz (CC BY-SA 4.0):
<https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/deed.de>

Kurzfassung

Im Rahmen der vorliegenden Arbeit wird ein Fahrerassistenzsystem für vorausschauendes automatisiertes Fahren entwickelt. Es umfasst die Längs- und Querführung des Fahrzeugs sowie die Steuerung der relevanten Triebstrangkomponenten. Dabei werden Vorausschauinformationen über die Fahrzeugumgebung ausgewertet, um ein energie- und komfortoptimales Fahrverhalten zu erreichen.

Für die echtzeitfähige optimale Regelung wird ein Stabilisierungsansatz hergeleitet, der die Regelungsaufgabe auf eine Strategie- und eine Stabilisierungsebene verteilt. Er verbindet die für eine genaue Strategieplanung notwendige lange Zykluszeit mit einer hochfrequenten, optimalen Störungskompensation.

Zur Planung auf Strategie- und Stabilisierungsebene wird ein dreistufiges Verfahren entworfen. Es setzt sich aus einer regelbasierten Einschränkung des Suchraums, einer Initialschätzung mittels Dynamischer Programmierung und einer lokalen Suche nach der Optimaltrajektorie zusammen; die Suche wird zusätzlich durch Heuristiken und bestehendes Vorwissen gesteuert.

Es wird eine Methodik hergeleitet, um das System hinsichtlich Regelgüte und Berechnungsaufwand optimal auszulegen. Die Einflüsse von Stabilisierungsansatz sowie Horizont und Genauigkeit der Trajektorienplanung werden dafür simulativ ausgewertet. Zur Simulation der vorausschauenden Regelung wird ein Ansatz entwickelt, der es ermöglicht, in Versuchsfahrten gemessene Fahrzeug- und Umgebungsdaten mit einem reaktiven Fahrzeugmodell zu kombinieren. Die Funktionsweise des Assistenzsystems im realen Fahrbetrieb wird am Beispiel verschiedener Fahrsituationen exemplarisch diskutiert.

Abstract

Real-Time Strategy Planning for Anticipatory Automated Driving

The present thesis covers the development of a driver assistance system for anticipatory automated driving that controls lateral and longitudinal vehicle motion as well as relevant drivetrain components. It evaluates predictive information about the vehicle's environment to enable energy-efficient and comfortable driving.

A real-time capable implementation of the optimal control system requires a novel approach that distributes the control task between a strategy and a stabilization layer. It enables a sufficiently long cycle time for accurate strategy planning in combination with a quick and optimal response to disturbance.

The strategy and stabilization layers rely on a three-level planning algorithm that combines a rule-based search-space reduction with an initial estimation based on Dynamic Programming and a local search for the optimal trajectory. Its computational demand is reduced through the use of heuristics and previous knowledge.

Simulating the predictive control system requires an approach that combines recorded vehicle and environment data with a reactive vehicle dynamics model. A method for an optimal adaption with respect to control performance and computational load is presented based on this approach. The influence of the stabilization approach as well as the strategy planning horizon and accuracy are evaluated using simulations. The functionality of the assistance system is shown in exemplary driving situations.

Danksagung

Die vorliegende Arbeit entstand während meiner Zeit als Doktorand in der Abteilung *Entwicklung Gesamtfahrzeug Energiemanagement* der Dr. Ing. h.c. F. Porsche AG sowie am Institut für Fahrzeugsystemtechnik. Zahlreiche Unterstützer haben zu ihrem Erfolg beigetragen.

Mein Dank gilt zunächst Prof. Dr. Frank Gauterin für sein Interesse und seine wertvollen fachlichen Impulse während der Betreuung dieser Arbeit. Bei Prof. Dr. Sören Hohmann und Prof. Dr. Hans Jürgen Seifert bedanke ich mich für die Übernahme des Korreferats und des Prüfungsvorsitzes. Mit zahlreichen wertvollen Anregungen hat auch Dr. Michael Frey einen Beitrag zum Gelingen der Arbeit geleistet.

Meinen Vorgesetzten bei der Porsche AG, Dr. Frank Weberbauer und Dr. Marc Albrecht, gilt mein Dank für das mir entgegengebrachte Vertrauen und die Freiheit, das Thema dieser Arbeit auch über die ursprünglich vorgesehene Fragestellung hinaus zu erweitern.

Ich hatte das Glück, während meiner Doktorandenzeit nicht nur in einem sehr kompetenten, sondern auch menschlich überaus angenehmen Team arbeiten zu können. Hier sind – neben vielen anderen – insbesondere Marc Holzäpfel, Dr. Hans-Georg Wahl, Sebastian Fünfgeld, Henry Patzig und Dr. Johannes Bach zu nennen.

Meine Frau Dr. Franziska Bauer hat mich während der gesamten Zeit immer wieder unterstützt und ermutigt und war stets eine konstruktiv-kritische Leserin. Ganz nebenbei hat sie diese Arbeit auch von zahllosen Tipp- und Flüchtigkeitsfehlern befreit. Nicht zuletzt sind auch meine Eltern und Schwiegereltern immer wieder eingesprungen und haben mir in arbeitsreichen Phasen den Rücken freigehalten.

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	1
1.1	Motivation	2
1.2	Stand von Wissenschaft und Technik	3
1.3	Zielsetzung und Gliederung	5
2	Vorausschauende optimale Regelung	7
2.1	Grundlagen	8
2.1.1	Zustandsdarstellung	8
2.1.2	Zustands- und Steuerbegrenzungen	9
2.1.3	Gütemaß	10
2.1.4	Optimalsteuerung	11
2.2	Bestehende Stabilisierungsansätze	12
2.2.1	High-Level-Stabilisierung	13
2.2.2	Low-Level-Stabilisierung	14
2.2.3	Bi-Level-Stabilisierung	15
2.2.4	Bewertung bestehender Ansätze	16
2.3	Ableitung einer Zwei-Ebenen-Stabilisierung	17
2.3.1	Stabilisierungsprinzip	18
2.3.2	Störungskompensation	20
3	Planungsalgorithmus für vorausschauende Regelung	21
3.1	Bestehende Ansätze	21
3.1.1	Regelbasierte Ansätze	22
3.1.2	Direkte Verfahren	22
3.1.3	Indirekte Verfahren	23
3.1.4	Dynamische Programmierung	24
3.1.5	Vergleich der Ansätze	27
3.1.6	Ableitung eines mehrstufigen Suchverfahrens	28

3.2	<i>Sketching</i> : Einschränken des Suchraums	29
3.2.1	Einführen von Verletzungskosten	30
3.2.2	Einschränken des Diskretisierungsraums	32
3.2.3	Erweitern der Steuerbegrenzungen	33
3.3	<i>Planning</i> : Suche nach einer Initialschätzung	36
3.3.1	Berechnung mit festem Suchgitter	37
3.3.2	Kontinuierliche Zustandsdarstellung	40
3.3.3	Steuerung der Suchgenauigkeit	43
3.3.4	Auswahl von Zielzuständen	46
3.3.5	Übertragung auf diskrete Zustände	47
3.3.6	Zusammenfassung des Algorithmus	48
3.4	<i>Whetting</i> : Lokale Suche nach dem Optimalverlauf	50
3.4.1	Kombination von <i>Planning</i> und <i>Whetting</i>	51
3.4.2	Lokale Strategieoptimierung	54
3.4.3	Einführung eines Vertrauensbereichs	56
3.4.4	Zusammenfassung des Algorithmus	57
4	Strategieplanung für vorausschauendes Fahren	59
4.1	Längsführung	60
4.1.1	Randbedingungen	60
4.1.2	Zustandsraum	63
4.1.3	Zielfunktion	65
4.2	Triebstrangsteuerung	66
4.2.1	Randbedingungen	67
4.2.2	Zustandsraum	68
4.2.3	Zielfunktion	69
4.2.4	Längsführung und Triebstrangstrategie	70
4.3	Hybridsteuerung	72
4.3.1	Randbedingungen	73
4.3.2	Zustandsraum und Zielfunktion	74
4.3.3	Triebstrang- und Hybridstrategie	75
4.4	Querführung	77
4.4.1	Fahrzeugmodell	78
4.4.2	Randbedingungen	80
4.4.3	Zustandsraum	81

4.4.4	Zielfunktion	84
5	Fahrerassistenzsystem für vorausschauendes Fahren	85
5.1	Funktionsausprägung	86
5.2	Umfelderfassung	88
5.2.1	Navigationsdaten	88
5.2.2	Fahrzeugsensorik	90
5.2.3	Mobilfunkdaten	91
5.3	Systemarchitektur	92
5.3.1	Strategieebene	92
5.3.2	Stabilisierungsebene	96
5.3.3	Steuerebene	97
5.4	Prototypische Umsetzung	98
5.4.1	Entwicklungsumgebung	98
5.4.2	Versuchsfahrzeug	99
6	Methodik zur Systemauslegung	101
6.1	Untersuchung der vorausschauenden Regelung . . .	102
6.1.1	Zielsetzung	102
6.1.2	Untersuchungsansätze	103
6.1.3	Vorgehensweise	105
6.2	Simulationsumgebung	106
6.2.1	Fahrzeug- und Störungssimulation	107
6.2.2	Umgebungssimulation	109
6.2.3	Validierung der Simulation	112
6.3	Untersuchungen im offenen Regelkreis	116
6.3.1	Dimensionierung des Suchraums	117
6.3.2	Parametrierung der lokalen Suche	120
6.3.3	Anzahl der Suchiterationen	122
6.3.4	Einfluss der lokalen Suche	123
6.4	Untersuchungen im geschlossenen Regelkreis	125
6.4.1	Vorgehensweise und Bewertung	126
6.4.2	Einfluss der Suchgenauigkeit	127
6.4.3	Einfluss des Planungshorizonts	131
6.4.4	Einfluss der Stabilisierung	132

6.5	Fahrversuche	137
6.5.1	Vorausschauende Querregelung	141
6.5.2	Automatisierter Spurwechsel	143
6.5.3	Überholsituation in Längsregelung	145
7	Zusammenfassung und Ausblick	147
	Anwendung im Nutzfahrzeug	149
	Abbildungsverzeichnis	155
	Literaturverzeichnis	161

1 Einleitung

Zahlreiche wissenschaftliche Untersuchungen kommen zu dem Ergebnis, dass sich das Klima der Erde im letzten Jahrhundert erwärmt hat. Dies wird maßgeblich durch den vom Menschen verursachten Ausstoß von Treibhausgasen (hauptsächlich CO_2 , CH_4 und N_2O) beeinflusst [25]. Dem Transportsektor waren im Jahr 2010 etwa 23 % aller energiebezogenen CO_2 -Emissionen zuzurechnen. Werden keine geeigneten Maßnahmen ergriffen, ist davon auszugehen, dass dieser Anteil in Zukunft deutlich steigt [123]. Aus diesem Grund gelten auf allen wichtigen Märkten Begrenzungen für den Flottenverbrauch der verkauften Neufahrzeuge eines Herstellers. Innerhalb der Europäischen Union gilt etwa ab 2020 eine Obergrenze von $95 \text{ g CO}_2/\text{km}$ [36]. Werden diese Grenzen verletzt, drohen Sanktionen, die von Strafzahlungen bis hin zu Verkaufsverboten reichen können. Neben diesen in Normzyklen ermittelten Werten kommt vor dem Hintergrund eines steigenden Umweltbewusstseins [129] auch der Effizienz im realen Fahrbetrieb eine immer größere Bedeutung zu.

Gleichzeitig steigen, getrieben durch die Entwicklung hin zum automatischen Fahren, sowohl Quantität als auch Qualität der im Fahrzeug verfügbaren Vorausschauinformationen [53, 54]. Daraus ergibt sich eine Vielzahl von Möglichkeiten, die Effizienz von Kraftfahrzeugen durch eine an die Umgebung angepasste Fahr- und Betriebsweise zu verbessern.

1.1 Motivation

Viele Systeme zur Verbesserung von Effizienz und Komfort durch Vorausschauinformationen sind bereits in Serienfahrzeugen erhältlich. Ein Beispiel hierfür ist etwa die Berücksichtigung der vorausliegenden Strecke im Schaltprogramm automatischer Getriebe [59]. In Kombination mit einem hybridisierten Antriebsstrang ergeben sich hier weitere Verbesserungspotentiale [43, 131]. Neben der Ansteuerung des Triebstrangs hat auch die individuelle Fahrweise einen wesentlichen Einfluss auf den Verbrauch des Fahrzeugs. Dies kann genutzt werden, indem bestehende Fahrerassistenzfunktionen um die Berücksichtigung von Vorausschautdaten erweitert werden [6, 93]. Basierend auf einer adaptiven Geschwindigkeitsregelung (*Adaptive Cruise Control*, ACC) übernehmen diese Systeme die Längsführung des Fahrzeugs und steuern den Triebstrang verbrauchsoptimal an, während die Querverführung weiterhin beim Fahrer verbleibt.

Gleichwohl ist in den letzten Jahren eine fortschreitende Entwicklung hin zum vollautomatisierten Fahren zu beobachten, an der Forschungseinrichtungen [41, 107, 136, 140], Fahrzeughersteller [2, 146] und weitere Unternehmen aktiv beteiligt sind. Aktuell werden effiziente Längsregelsysteme kaum von automatischen Querregelfunktionen beeinflusst, da sich deren Einsatzbereich weitestgehend auf Autobahnen beschränkt [141]. In Zukunft werden aber auch Straßen, auf denen eine gemeinsame Betrachtung von Längs- und Querregelung erforderlich ist, automatisch befahrbar sein.

Vor diesem Hintergrund stellt sich die Frage, wie bestehende Ansätze für die effiziente Fahrzeugführung auf künftige, vollautomatisierte Fahrzeuge erweitert werden können. In der vorliegenden Arbeit wird deshalb eine gesamtheitliche Fahrstrategie für automatisiertes Fahren entwickelt. Sie umfasst die Längs- und Querverführung sowie die Steuerung des Triebstrangs und nutzt verfügbare Vorausschauinformationen für eine effiziente Fahrweise.

1.2 Stand von Wissenschaft und Technik

Die effiziente Längsregelung von Kraftfahrzeugen wurde bereits 1977 von SCHWARZKOPF und LEIPNIK als ein mathematisches Optimierungsproblem formuliert, das mittels des PONTRYAGIN'schen *Maximumsprinzips* [97] gelöst wurde [117]. Hier wird schon die Möglichkeit einer elektronischen Geschwindigkeitsregelung auf Basis von Vorausschautdaten angesprochen.

Im Jahr 1983 verwendeten HOOKER, ROSE und ROBERTS erstmalig die *Dynamische Programmierung* nach BELLMAN [14], um simulativ eine energieoptimale Steuerstrategie für Geschwindigkeitsregelung und Schaltstrategie eines Fahrzeugs zu ermitteln [57]. Hier wird auch bereits auf die Notwendigkeit einer geeigneten Simulationsumgebung für die Auswertung effizienter Steuerstrategien hingewiesen. Basierend auf dieser Arbeit schlugen MONASTYRSKY und GOLOWNYKH [91] einige Verbesserungen für eine schnellere Berechnung vor. Eine Echtzeitanwendung der Algorithmen ist in diesen frühen Arbeiten noch nicht relevant.

Wegen ihrer hohen Laufleistungen besteht in den letzten Jahren vor allem bei schweren Nutzfahrzeugen ein großes Interesse daran, Vorausschautdaten für eine effiziente Fahrweise zu nutzen. IVARSSON beschäftigt sich in [61] mit dem Einfluss von Verbrauchskennfeld und Schaltstrategie auf verbrauchsoptimale Geschwindigkeitsprofile für Nutzfahrzeuge. HELLSTRÖM verwendet die Dynamische Programmierung zur Berechnung von Optimaltrajektorien für Geschwindigkeit und Gangwahl von LKW [50, 51]. Eine Reihe gezielter Vereinfachungen ermöglicht hier eine echtzeitfähige Strategieberechnung; vorausfahrende Fahrzeuge werden in dieser Arbeit nicht betrachtet. In [69] wird ein regelbasierter Ansatz zur Konstruktion optimaler Geschwindigkeitstrajektorien für hybridelektrische Nutzfahrzeuge vorgestellt, der auch vorausfahrende Fahrzeuge berücksichtigt. Die Trajektorien werden zur Umsetzung an einen unterlagerten Regelkreis weitergegeben. TERWEN nutzt in [126] eine getrennte Optimierung

des diskreten Gang- und des kontinuierlichen Geschwindigkeitsverlaufs zur Implementierung einer echtzeitfähigen Optimalsteuerung für LKW. Ähnliche Systeme sind heute schon in Serienfahrzeugen erhältlich [93, 96]. Aus Rechenzeitgründen bauen diese Implementierungen im Allgemeinen auf regelbasierten Ansätzen auf.

Im Bereich konventionell betriebener PKW stellt DORNIEDEN einen regelbasierten Ansatz für eine vorausschauende Längsregelung auf Basis statischer Vorausschauinformationen vor [31]. Hier wird zwischen einer vorausschauenden Manöverplanung und einer reaktiven Ebene zur Manöverregelung unterschieden. RADKE nutzt in [100] die Dynamische Programmierung, um eine vorausschauende Steuerung von Fahrzeuggeschwindigkeit und Schaltstrategie unter Berücksichtigung statischer Karteninformationen zu ermöglichen. Vorausfahrende Fahrzeuge gehen implizit in die Bewertung der Fahrstrategie ein. In Verbindung mit einer unterlagerten Regelung wird diese Steuerung im Versuchsträger umgesetzt. Darüber hinaus existiert eine Reihe von Arbeiten, die sich mit der Verhaltensprädiktion von vorausfahrenden Fahrzeugen und einer effizienten Folgefahrt beschäftigen, ohne auf die Verarbeitung von Streckeninformationen einzugehen [38, 67, 68].

Bei Hybridfahrzeugen ergibt sich aus der vorausschauenden Steuerung des Energiemanagements ein zusätzliches Verbesserungspotential. BACK nutzt in einer frühen Arbeit [8] auf diesem Gebiet die Dynamische Programmierung zur Planung einer Energiemanagementstrategie. Basis sind Navigationsdaten und der prädizierte Verlauf der Fahrzeuggeschwindigkeit. Eine Vielzahl weiterer Arbeiten nutzt als Lösungsansatz für diese Problemstellung entweder die Dynamische Programmierung [3, 4, 44, 63, 64, 80, 103] oder das Maximumprinzip [24, 70, 105]. WAHL wendet in [131] Methoden der *Approximierten Dynamischen Programmierung* an, um ein vorausschauendes Energiemanagement für Hybridfahrzeuge mit einer Längsregelung zu verbinden. Neben statischem Kartenmaterial werden hier auch Online-Verkehrsdaten berücksichtigt. Für eine ähnliche Problemstellung schlagen HEPPELER ET AL. die Sequentielle Quadratische Programmierung als Lösungsansatz vor [52].

Neben Fahrstabilität und Sicherheit [5, 20] ist die Optimierung von Rundenzeiten auf Rundstrecken ein häufiges Ziel für die integrierte optimale Längs- und Querregelung von Fahrzeugen, etwa in [21, 23]. SCHMIDT nutzt in [112] direkte Methoden zur Planung optimaler Strategien für die Längs- und Querführung auf einem Rundkurs. Als mögliches Optimierungsziel wird hier bereits der durchschnittliche Energiebedarf genannt, ohne jedoch Größen wie den Steigungsverlauf der Fahrbahn oder den Antriebsstrang des Fahrzeugs explizit zu berücksichtigen. In [35, 58, 114, 138] werden weitere Steuer- und Regelalgorithmen für eine integrierte Längs- und Querregelung vorgestellt, die jedoch keine energetische Betrachtung durchführen.

Über eine gesamtheitliche Betrachtung der Längs- und Querregelung des Fahrzeugs in Verbindung mit der Steuerung von Triebstrang- und Hybridkomponenten wird in der Literatur nicht berichtet.

1.3 Zielsetzung und Gliederung

Ziel der vorliegenden Arbeit ist die Entwicklung eines echtzeitfähigen Verfahrens zur Planung und Regelung einer vorausschauenden Fahrstrategie. Dabei werden die Längs- und Querregelung des Fahrzeugs sowie die Steuerung von Triebstrangkomponenten und eines eventuell vorhandenen Hybridsystems betrachtet.

In **Kapitel 2** wird zunächst die *vorausschauende optimale Regelung* eingeführt und ein durchgängiges Konzept zur Planung und Stabilisierung optimaler Steuertrajektorien entworfen. Dabei müssen der Rechenzeitbedarf der Planung und die Echtzeitanforderung im geschlossenen Regelkreis berücksichtigt werden. Zur Lösung werden bestehende Ansätze erweitert, die eine optimale Trajektorienplanung mit einem suboptimalen unterlagerten Regelalgorithmus kombinieren. Durch eine Aufteilung der Regelung auf zwei Ebenen können eine genaue Strategieplanung und eine optimale Störungskompensation verbunden werden.

Zur Planung der Steuertrajektorien ist ein echtzeitfähiges Verfahren erforderlich. In der Literatur kommen mit Blick auf die erforderliche Rechenzeit häufig stark spezialisierte Verfahren zur Anwendung, die nur schwer auf weitere Problemstellungen verallgemeinert werden können. In **Kapitel 3** wird ein generisches Planungsverfahren entworfen, das auf Längs- und Querregelung sowie Triebstrang- und Hybridsteuerung anwendbar ist. Dafür wird ein dreistufiges Planungsverfahren hergeleitet. Es umfasst eine regelbasierte Einschränkung des Suchraums, eine grobe Suche mittels Dynamischer Programmierung sowie eine lokale Suche nach der Optimaltrajektorie. Zur Reduktion der Rechenlast ist die Möglichkeit einer gezielten heuristischen Steuerung der Suche vorgesehen.

Das Planungs- und Regelungskonzept wird in **Kapitel 4** auf die Problemstellung des vorausschauenden automatisierten Fahrens angewandt. Längs- und Querregelung sowie Triebstrang- und Hybridsteuerung werden untersucht. Für jedes Teilproblem muss eine geeignete Beschreibung von Zielfunktion und Randbedingungen entworfen und der daraus resultierende Zustandsraum der Planung identifiziert werden.

In **Kapitel 5** wird das Konzept in einem Fahrerassistenzsystem implementiert, das verfügbare Umgebungsinformationen für eine energie- und komfortoptimale Fahrweise nutzt. Dafür wird eine Systemarchitektur entwickelt, die anschließend prototypisch in ein Versuchsfahrzeug integriert wird.

Kapitel 6 befasst sich mit der Skalierung und Auswertung der vorausschauenden Fahrregelung. Ein neuer Simulationsansatz ermöglicht dafür die Berücksichtigung von Störeinwirkungen, die während realer Messfahrten aufgezeichnet wurden. Das Fahrerassistenzsystem wird sowohl simulativ als auch im Rahmen umfangreicher Versuchsfahrten validiert. Seine Funktionsweise im Realbetrieb wird anhand von Auszügen dieser Fahrten exemplarisch vorgestellt.

2 Vorausschauende optimale Regelung

Die Grundaufgabe einer Regelung besteht darin, dem zu regelnden System ein gewünschtes Verhalten aufzuprägen und es robust gegen Störungen zu machen [39]. Grundsätzlich werden dabei die Stabilität der Regelung und ein hinreichend genaues Einhalten der Regelvorgabe im stationären Fall erwartet. Darüber hinaus soll eine schnelle, aber ausreichend gedämpfte Reaktion auf Störungen erfolgen. Zusätzlich sind gegebenenfalls auch Einschränkungen zu berücksichtigen, die für den Systemzustand und die von der Regelung ausgegebenen Steuergrößen gelten.

Aus diesen Vorgaben ergibt sich im Allgemeinen ein Toleranzbereich, der verschiedene Regelstrategien zulässt. Eine *optimale* Regelung [94] nutzt diesen so aus, dass sich das geregelte System im Sinne eines vorgegebenen Gütemaßes optimal verhält.

Eine *vorausschauende* optimale Regelung [46, 47, 92, 128] wertet zusätzlich Informationen über zukünftige Randbedingungen und Zielkriterien aus. So ist es möglich, das System frühzeitig auf Änderungen dieser Größen vorzubereiten, um die Regelgüte zu verbessern und das Einhalten der Randbedingungen zu gewährleisten. Dies erfordert in der Regel eine Vorausplanung von Systemzustand und Steuergrößen, die auf einem Modell des Systemverhaltens basiert. Man spricht dann von einer *modellprädiktiven Regelung*.

2.1 Grundlagen

Für die Diskussion des Problems der vorausschauenden optimalen Regelung sind zunächst einige Grundlagen und Notationsvereinbarungen notwendig. Dazu gehört zum einen eine formale Beschreibung des zu regelnden Systems. Dies umfasst neben den Zustandsgrößen des Systems seine Reaktion auf äußere Steuer- und Störeinflüsse. Zum anderen müssen die Erwartungen an das Regelverhalten beschrieben werden. Dazu gehört neben den Steuer- und Zustandsbeschränkungen auch das für die optimale Regelung relevante Gütemaß.

2.1.1 Zustandsdarstellung

Die in Abbildung 2.1 gezeigte allgemeine Zustandsdarstellung eines dynamischen Systems ermöglicht eine formale Beschreibung des Systemverhaltens [82].

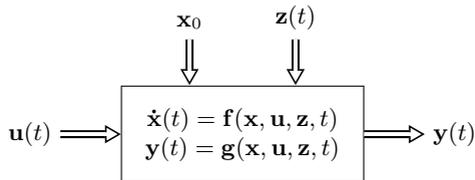


Abbildung 2.1: Zustandsdarstellung eines dynamischen Systems

Dabei bezeichnet der zeitabhängige Vektor $\mathbf{x}(t)$ den Zustand des Systems; \mathbf{x}_0 beschreibt seinen Anfangszustand. Der Steuervektor $\mathbf{u}(t)$ umfasst die Einflüsse, die dem System zur Steuerung aufgeprägt werden, und der Störvektor $\mathbf{z}(t)$ bezeichnet unerwünschte Störeinflüsse, die das Systemverhalten beeinflussen.

Die Zustandsdifferentialgleichung $f(\cdot)$ beschreibt die Änderung des Systemzustands in Abhängigkeit von diesen Größen:

$$\dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{f}(\mathbf{x}, \mathbf{u}, \mathbf{z}, t) \quad (2.1)$$

Der Systemausgang wird durch den Ausgangsvektor $\mathbf{y}(t)$ und die Ausgangsgleichung $\mathbf{g}(\cdot)$ beschrieben. Er hängt ebenfalls von den Eingangs- und Zustandsgrößen des Systems ab:

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{g}(\mathbf{x}, \mathbf{u}, \mathbf{z}, t) \quad (2.2)$$

Im Idealfall können alle Zustandsgrößen des Systems am Systemausgang gemessen ($\mathbf{y}(t) \equiv \mathbf{x}(t)$) und dem Regler als Eingangsgröße zur Verfügung gestellt werden. In realen technischen Systemen sind jedoch häufig nicht alle relevanten Zustandsgrößen in der notwendigen Frequenz und Genauigkeit beobachtbar. Für die Regelung muss in diesem Fall auf einen Zustandsschätzer zurückgegriffen werden [1, 130]. Im Folgenden wird vorausgesetzt, dass der Regelung eine ausreichend genaue Information über den Systemzustand $\mathbf{x}(t)$ zur Verfügung steht.

2.1.2 Zustands- und Steuerbegrenzungen

Bei der Regelung technischer Systeme gelten Beschränkungen für die von der Regelung angesteuerten Stellgrößen. Darüber hinaus ist sicherzustellen, dass die Systemzustände in einem zulässigen Bereich gehalten werden. Diese Einschränkungen werden auch als *Randbedingungen* der Regelaufgabe bezeichnet.

Formal lassen sich die Einschränkungen, denen die Zustandsgrößen $\mathbf{x}(t)$ unterliegen, durch die zeitveränderliche Menge der zulässigen Systemzustände $\mathcal{A}(t)$ beschreiben:

$$\mathbf{x}(t) \in \mathcal{A}(t) \quad (2.3)$$

Diese Beschränkungen ergeben sich aus den technischen Eigenschaften des zu regelnden Systems, den Umgebungsbedingungen und funktionalen Anforderungen an die Regelung.

Neben den Zustandsgrößen des Systems sind in der Regel auch die Steuergrößen am Eingang des Systems beschränkt. Diese Einschränkungen werden formal durch die Menge zulässiger Steuergrößen \mathcal{U} beschrieben:

$$\mathbf{u}(t) \in \mathcal{U}(\mathbf{x}, t) \quad (2.4)$$

Auch die Beschränkungen der Steuergrößen ergeben sich sowohl aus technischen Gründen als auch aus funktionalen Anforderungen, die an die Regelung gestellt werden.

Aufgabe der optimalen Regelung ist es zunächst, sicherzustellen, dass diese Einschränkungen in jedem Fall eingehalten werden. Im Toleranzbereich, der sich aus den Randbedingungen ergibt, soll darüber hinaus die optimale Zustandstrajektorie eingeregelt werden.

2.1.3 Gütemaß

Zur Bewertung der (in aller Regel unendlich vielen) Trajektorien $\mathbf{x}(t)$, die den Bedingungen (2.3) und (2.4) entsprechen, ist ein Gütemaß notwendig, das auch als Ziel-, Kosten- oder Bewertungsfunktion bezeichnet wird.

Die allgemeine Form des zu minimierenden Gütemaßes (2.5) besteht aus zwei Teilen: Der sogenannte MAYER-Term $V(\mathbf{x}(t_f), t_f)$ bewertet den Endzustand der Trajektorie zum Zeitpunkt t_f . Der LAGRANGE-Integralanteil $\int l(\mathbf{x}, \mathbf{u}, t)$ betrachtet die Steuer- und Zustandstrajektorie über dem gesamten Planungshorizont $[t_0, t_f]$ [39]:

$$J(\mathbf{x}, \mathbf{u}) = V(\mathbf{x}(t_f), t_f) + \int_{t_0}^{t_f} l(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t), t) dt \quad (2.5)$$

2.1.4 Optimalsteuerung

Im Idealfall sind der Anfangszustand \mathbf{x}_0 des Systems sowie die Randbedingungen \mathcal{A} und \mathcal{U} mit hinreichender Genauigkeit bekannt. Wenn ein genaues Modell für das Systemverhalten existiert und darüber hinaus keine unbekanntenen Störungen $\mathbf{z}(t)$ auf das System einwirken, genügt die in Abbildung 2.2 dargestellte Steuereinrichtung, um dem System das gewünschte Verhalten aufzuprägen [83].

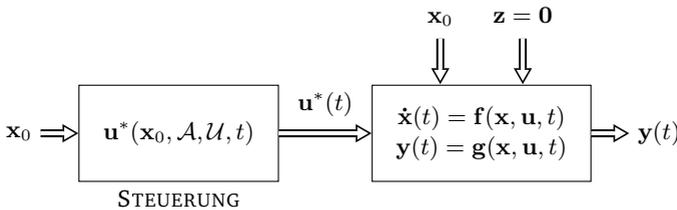


Abbildung 2.2: Optimale Steuerung eines dynamischen Systems

Die Steuereinrichtung berechnet ausgehend vom Anfangszustand \mathbf{x}_0 den Optimalverlauf $\mathbf{u}^*(t)$ des Steuervektors, der zur optimalen Zustandstrajektorie $\mathbf{x}^*(t)$ führt. Basis hierfür ist das Prädiktionsmodell $\mathbf{m}(\mathbf{x}, \mathbf{u}, t)$, das eine Beschreibung des Systemverhaltens liefert. Das Optimalsteuerproblem auf dem Planungshorizont $H = [t_0, t_f]$ ergibt sich damit zu:

$$\min_{\mathbf{u}^*(\cdot)} \quad J(\mathbf{x}^*, \mathbf{u}^*) = \int_{t_0}^{t_f} l(\mathbf{x}^*(t), \mathbf{u}^*(t), t) dt \quad (2.6a)$$

$$\text{u.B.v.} \quad \dot{\mathbf{x}}^*(t) = \mathbf{m}(\mathbf{x}^*(t), \mathbf{u}^*(t), t) \quad (2.6b)$$

$$\mathbf{x}^*(t) \in \mathcal{A}(t) \quad (2.6c)$$

$$\mathbf{u}^*(t) \in \mathcal{U}(\mathbf{x}^*(t), t) \quad (2.6d)$$

$$\mathbf{x}^*(t_0) = \mathbf{x}_0 \quad (2.6e)$$

$$\mathbf{x}^*(t_f) = \mathbf{x}_f \quad (2.6f)$$

Da (2.6f) fordert, dass alle Strategien im gleichen Zielzustand \mathbf{x}_f enden, ist der MAYER-Term des Kostenfunktional (2.5) hier unnötig.

Damit eine reine Steuerung ohne Zustandsrückführung zum erwarteten Systemverhalten führt, müssen zwei wesentliche Bedingungen erfüllt sein:

- Das Systemmodell \mathbf{m} muss das reale Systemverhalten \mathbf{f} hinreichend genau abbilden:

$$\mathbf{m}(\mathbf{x}^*(t), \mathbf{u}^*(t), t) = \mathbf{f}(\mathbf{x}^*(t), \mathbf{u}^*(t), t) \quad (2.7)$$

- Die Störungen \mathbf{z} , die auf das System einwirken, müssen $\mathbf{0}$ oder vernachlässigbar sein:

$$\mathbf{z}(t) = \mathbf{0} \quad (2.8)$$

2.2 Bestehende Stabilisierungsansätze

Bei der Betrachtung realer technischer Systeme werden die Bedingungen (2.7) und (2.8) im Allgemeinen nicht erfüllt. Eine reine Steuerung, die nur auf der Kenntnis von \mathbf{x}_0 beruht, reicht also nicht aus. Deshalb ist ein Verfahren notwendig, das die Steuereingaben in das zu regelnde System so beeinflusst, dass Modellfehler und Störeinflüsse kompensiert werden. Man spricht in diesem Zusammenhang von einer *Stabilisierung* der Optimalsteuerstrategie.

Der primäre Anspruch an den geschlossenen Regelkreis ist es, zu gewährleisten, dass die Randbedingungen auch unter dem Einfluss von Störungen eingehalten werden. Darüber hinaus soll die Güte der Optimalsteuerstrategie durch die Einflussnahme auf die Steuergrößen minimal beeinträchtigt werden. Hierfür existieren verschiedene Ansätze, die sich hinsichtlich ihrer Rechenzeitanforderungen, ihres Implementierungsaufwands und der erreichbaren Regelgüte unterscheiden. WERLING [138] kategorisiert hier grob in die *High-Level*-, die *Low-Level*- und die *Bi-Level*-Stabilisierung.

2.2.1 High-Level-Stabilisierung

Der naheliegende Ansatz zur Berücksichtigung von Störungen in einer optimalen Regelung ist in Abbildung 2.3 dargestellt: Die Zustandsgrößen des Systems werden an den Regler zurückgeführt und dort als Ausgangspunkt für eine zyklische Neuberechnung der Optimalsteuerstrategie $\mathbf{u}^*(t)$ berücksichtigt.

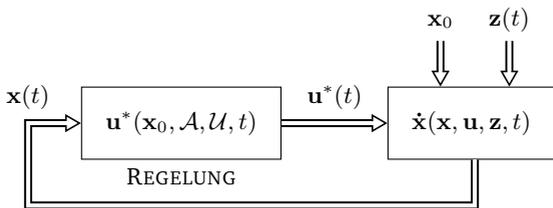


Abbildung 2.3: High-Level-Stabilisierung eines dynamischen Systems

Vorteil dieses Ansatzes ist die hohe potentiell erreichbare Regelgüte. In jedem Reglerzyklus wird eine neue Optimalstrategie berechnet, in der Abweichungen zwischen ursprünglich geplantem und tatsächlichem Systemzustand berücksichtigt werden. Nachteilig ist hingegen der hohe Berechnungsaufwand, der für die Generierung dieser Strategien anfällt. Um eine schnelle Reaktion auf Störungen zu ermöglichen, muss \mathbf{u}^* in einer hinreichend kurzen Zykluszeit berechnet werden. Für eine echtzeitfähige Regelung komplexer Systeme ist damit gegebenenfalls eine deutliche Vereinfachung notwendig [79, 134, 135], die sich negativ auf die erreichbare Güte auswirkt [121].

Beispiele für die Anwendung dieses Prinzips auf die Längsregelung von Nutzfahrzeugen finden sich in [51, 126]. Die Echtzeitfähigkeit der Regelung wird hier durch geeignete Näherungslösungen und die Beschränkung auf eine Problemstellung mit relativ geringer Dynamik erreicht.

2.2.2 Low-Level-Stabilisierung

Ein gängiger Ansatz zur Lösung des Rechenzeitproblems ist das Prinzip einer kaskadierten Regelung [12, 18, 99, 122], das in Abbildung 2.4 schematisch dargestellt ist: Die Optimalsteuerstrategie $\mathbf{x}^*(t)$ wird auf Basis des Initialzustands \mathbf{x}_0 berechnet. Ein unterlagerter Regler generiert aus dem Vergleich von tatsächlichem $\mathbf{x}(t)$ und geplantem Systemzustand $\mathbf{x}^*(t)$ den Steuervektor $\mathbf{u}(t)$ und korrigiert auftretende Abweichungen.

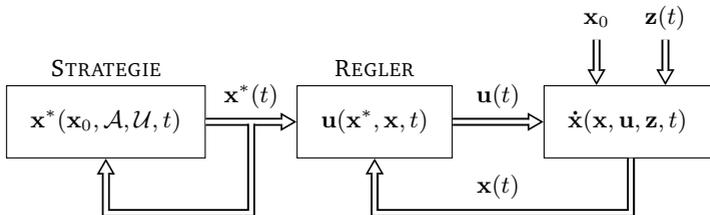


Abbildung 2.4: Low-Level-Stabilisierung eines dynamischen Systems

Da die Störungskompensation in dieser Konfiguration nicht von der Strategie, sondern vom unterlagerten Regler übernommen wird, sind für die Strategieplanung längere Zykluszeiten¹ und damit ein genaueres Rechnen möglich. Im ungestörten Betrieb ist damit bei gleicher Rechenleistung eine höhere Regelgüte zu erreichen als bei einer High-Level-Stabilisierung. Treten hingegen Störungen auf, wird das Verhalten der Regelung in erster Linie durch die Parametrierung des unterlagerten Reglers bestimmt. Es ist daher mit einem überproportionalen Abfall der Regelgüte zu rechnen.

Beispiele für die Anwendung dieses Stabilisierungsprinzips in der Fahrzeugführung finden sich in [31, 69, 100].

¹Die zulässige Zykluszeit ergibt sich in diesem Fall aus der maximalen Zeit, in der auf Änderungen der Randbedingungen reagiert werden muss.

2.2.3 Bi-Level-Stabilisierung

Um die Vorteile einer High-Level-Stabilisierung mit denen des Low-Level-Prinzips zu verbinden, führt WERLING in [138] das Konzept der Bi-Level-Stabilisierung ein, das in Abbildung 2.5 dargestellt ist.

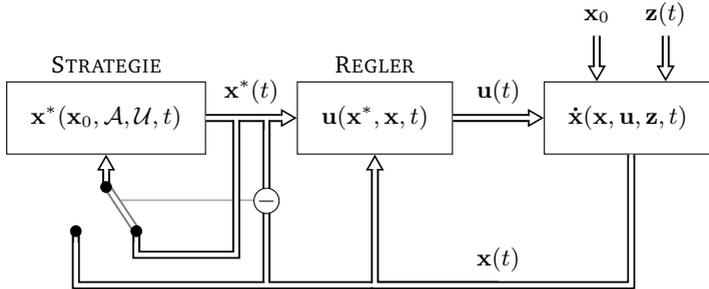


Abbildung 2.5: Bi-Level-Stabilisierung nach [138]

Die Strategie $x^*(t)$ wird von einem Low-Level-Regler verfolgt und zunächst ohne Rückkopplung des Systemzustands geplant. Beim Auftreten großer Abweichungen zwischen $x^*(t)$ und $x(t)$ wird die Strategieplanung einmalig auf Basis von $x(t)$ neu initialisiert.

Während sich so die Stabilität der Regelung deutlich verbessert, wird das Problem der Regelgüte nur teilweise gelöst: Da die Reinitialisierung der Strategie auf Ausnahmefälle beschränkt ist, werden die Steuergrößen analog zum Low-Level-Prinzip hauptsächlich durch den unterlagerten Regler generiert. Die Güte der Kompensation verbessert sich daher in erster Linie im Fall impulsartiger Störungen.

Der Berechnungsaufwand dieser Lösung bewegt sich zwischen dem von High- und Low-Level-Stabilisierung: Eine Neuberechnung der Strategie ist nicht in jedem Reglerzyklus notwendig; auf Impulsstörungen muss aber dennoch schnell reagiert werden.

2.2.4 Bewertung bestehender Ansätze

Da eine reine High-Level-Stabilisierung für komplexe Systeme aus Rechenzeitgründen häufig unmöglich ist, werden zur Stabilisierung der Optimalsteuerstrategie unterlagerte Regler eingesetzt. Auftretende Störungen werden in diesem Fall nicht im Sinne der Optimalsteuerung kompensiert. Es ist also nur bei vernachlässigbaren Störungen ein optimaler Verlauf des Steuervektors $\mathbf{u}(t)$ zu erwarten.

Wie in 2.2.3 beschrieben, erweitert WERLING dieses Prinzip in [138] um eine Reinitialisierung der Strategie bei signifikanten Abweichungen. Diese ermöglicht es, größere Impulsstörungen in die Steuerstrategie einzuplanen, während permanente Störungen und kleinere Abweichungen durch einen Low-Level-Regler korrigiert werden.

Beiden Ansätzen ist aber gemein, dass der unterlagerte Regler den optimalen Steuervektor $\mathbf{u}^*(t)$ verändert, um Abweichungen zwischen der Strategie $\mathbf{x}^*(t)$ und dem tatsächlichen Systemzustand $\mathbf{x}(t)$ auszugleichen. Der Grundansatz eines klassischen Reglers, eine Zielvorgabe exakt zu verfolgen, unterscheidet sich dabei vom Gedanken der optimalen Regelung, die Toleranzen im Systemverhalten ausnutzt, um eine optimale Regelgüte zu erreichen.

Der unterlagerte Regler passt den Systemzustand also gegebenenfalls auch dann an die Strategie an, wenn die dafür notwendigen Anpassungen der Stellgrößen dem ursprünglichen Ziel der Strategieplanung zuwiderlaufen. Informationen über die Dringlichkeit, mit der eine Zustandsabweichung korrigiert werden sollte, gehen durch den methodischen Bruch zwischen Strategieplanung und Regelung zunächst verloren.

Um trotz dieses Widerspruchs eine ausreichende Regelgüte zu erreichen, ist der Low-Level-Regler so zu entwerfen, dass seine Reaktion auf Störungen möglichst dem Verhalten der Optimalsteuerstrategie entspricht. Dieser Anspruch führt zu einem erheblichen Mehraufwand für die Implementierung einer optimalen Regelung.

2.3 Ableitung einer Zwei-Ebenen-Stabilisierung

Die High-Level-Stabilisierung ermöglicht eine optimale Reaktion auf Störungen, ist aber aufgrund ihres Rechenzeitbedarfs für komplexe Systeme nicht zielführend. Eine echtzeitfähige Umsetzung würde hier eine starke Vereinfachung des Optimalsteuerproblems erfordern und daher kein tatsächlich optimales Systemverhalten garantieren. Die Low-Level-Stabilisierung einer optimalen Strategie ermöglicht durch längere Zykluszeiten ein genaueres Rechnen, führt jedoch zu einer suboptimalen Reaktion auf Störeinflüsse.

Eine genaue Echtzeit-Strategieplanung erfordert also einen hinreichend langen Planungszyklus, während für die Reaktion auf Störeinflüsse und Änderungen der Randbedingungen eine häufige Aktualisierung der Steuergrößen notwendig ist. Dennoch sollten die Steuergrößen für eine optimale Störungskompensation direkt aus der Lösung des Optimalsteuerproblems (2.6) abgeleitet werden.

Um diesen gegensätzlichen Ansprüchen gerecht zu werden, wird im Folgenden ein Stabilisierungsansatz vorgestellt, der die Aufgabe der optimalen Regelung auf zwei Ebenen verteilt [11]:

- Eine **Strategieebene** mit weitem Optimierungshorizont und langer Zykluszeit übernimmt die Aufgabe der vorausschauenden strategischen Reaktion auf zukünftige Randbedingungen.
- Die unterlagerte **Stabilisierungsebene** mit kurzem Optimierungshorizont und Planungszyklus reagiert kurzfristig auf sich ändernde Randbedingungen und Störeinflüsse.

Analog zum Low-Level-Ansatz wird durch die unterlagerte Stabilisierung eine längere Planungszeit auf der Strategieebene ermöglicht. Da die Steuergrößen dennoch direkt aus der Lösung des Optimalsteuerproblems abgeleitet werden, kann auch bei Störungen eine hohe Regelgüte erreicht werden.

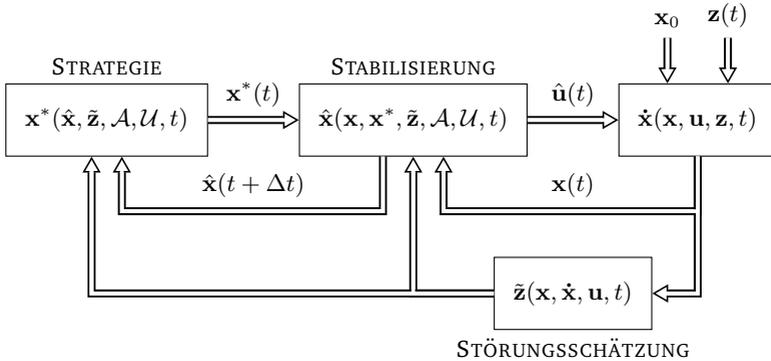


Abbildung 2.6: Zwei-Ebenen-Stabilisierungsansatz für die optimale Regelung eines dynamischen Systems [11]. Die langfristige Steuerstrategie $\mathbf{x}^*(t)$ wird an die Stabilisierungsebene weitergegeben, wo der Regelkreis durch eine hochfrequente Neuberechnung von $\hat{\mathbf{u}}(t)$ geschlossen wird.

2.3.1 Stabilisierungsprinzip

Abbildung 2.6 stellt das Prinzip der Zwei-Ebenen-Stabilisierung dar. Auf der Strategieebene wird $\mathbf{x}^*(t)$ mit einem längeren Planungshorizont H berechnet und an die Stabilisierungsplanung übergeben. Hier wird in einem schnelleren Planungszyklus $\hat{\mathbf{x}}(t)$ auf dem Horizont $\hat{H} = [t_0, t_s]$ generiert. Ziel ist es dabei, das System bis zum Ende von \hat{H} auf den Zielzustand $\mathbf{x}^*(t_s)$ zu führen. Beide Planungsebenen berücksichtigen die Zustands- und Steuerbegrenzungen \mathcal{A} und \mathcal{U} .

Die Planung der Stabilisierungsstrategie geht vom aktuellen Systemzustand $\mathbf{x}(t)$ aus. Als Ausgangszustand für die Strategieplanung wird der prädizierte Systemzustand $\hat{\mathbf{x}}(t + \Delta t)$ herangezogen. Dies kompensiert die Berechnungsdauer Δt der Strategieplanung und verbessert so die Verlässlichkeit der geplanten Strategien.

Die Störungsschätzung $\tilde{z}(t)$ ermöglicht die Berücksichtigung niederfrequenter Anteile des Störungsvektors $z(t)$ in der Strategie- und Stabilisierungsplanung. Das auf der Stabilisierungsebene zu lösende Optimalsteuerproblem ergibt sich damit zu:

$$\min_{\hat{\mathbf{u}}(\cdot)} \quad J(\hat{\mathbf{x}}, \hat{\mathbf{u}}) = \int_{t_0}^{t_s} l(\hat{\mathbf{x}}(t), \hat{\mathbf{u}}(t), t) dt \quad (2.9a)$$

$$\text{u.B.v.} \quad \dot{\hat{\mathbf{x}}}(t) = \mathbf{m}(\hat{\mathbf{x}}(t), \hat{\mathbf{u}}(t), \tilde{z}(t), t) \quad (2.9b)$$

$$\hat{\mathbf{x}}(t) \in \mathcal{A}(t) \quad (2.9c)$$

$$\hat{\mathbf{u}}(t) \in \mathcal{U}(\hat{\mathbf{x}}(t), t) \quad (2.9d)$$

$$\hat{\mathbf{x}}(t_0) = \mathbf{x}(t_0) \quad (2.9e)$$

$$\hat{\mathbf{x}}(t_s) = \mathbf{x}^*(t_s) \quad (2.9f)$$

Die Stabilisierungsebene verfolgt also das Ziel, auf \hat{H} ein optimales Regelverhalten zu gewährleisten und dabei hochfrequente und impulsartige Störungsanteile zu korrigieren. Durch die Endbedingung (2.9f) wird die Steuerstrategie $\mathbf{x}^*(t)$ verfolgt.

Die Aufteilung der Regelungsaufgabe entschärft die Rechenzeitanforderungen an die Strategieplanung. Robustheit und Reaktion der Regelung auf Veränderungen der Randbedingungen werden durch die Stabilisierungsebene gewährleistet. Die Anforderung an die Zykluszeit der Strategieebene beschränkt sich darauf, dass nach Eingriffen der Stabilisierung wieder ausreichend schnell eine gültige Strategie $\mathbf{x}^*(t)$ zur Verfügung stehen soll. Die Zykluszeit wirkt sich damit zwar auf die Güte der Regelung aus, nicht aber auf ihre Fähigkeit, das Einhalten der Randbedingungen zu gewährleisten.

Gegenüber dem Low- und Bi-Level-Ansatz reduziert sich der erforderliche Implementierungsaufwand, da Entwurf und Parametrierung eines unterlagerten Reglers entfallen. Im Gegensatz zu anderen mehrschichtigen Regelungsverfahren, die in der Literatur vorgeschlagen werden [12, 18, 31, 69, 99, 100, 122], zeichnet sich die Zwei-Ebenen-Stabilisierung dadurch aus, dass auf beiden Ebenen der Regelung identische Algorithmen zur Anwendung kommen können.

2.3.2 Störungskompensation

Bei der Betrachtung der Störungskompensation ist zwischen der Reaktion auf niederfrequente, langfristige Störungsanteile und hochfrequente, kurzfristige Störungen oder plötzliche Änderungen der Randbedingungen zu unterscheiden.

Niederfrequente Störungen Permanente oder längerfristige Umgebungseinflüsse, die sich auf das Systemverhalten auswirken, können durch die Störungsschätzung in der Planung von Stabilisierung und Strategie berücksichtigt werden.

Höherfrequente Störungen Ziel der Kompensation kleinerer, zufälliger Störungen ist eine minimale Beeinträchtigung der erreichbaren Regelgüte. Werden die Randbedingungen durch eine Abweichung nicht unmittelbar verletzt, ist daher unter Umständen ein verhaltener Korrekturereingriff zielführend. Über die Rückführung des prädierten Zustands kann die Abweichung dann gegebenenfalls im nächsten Planungszyklus durch die langfristige Strategie aufgegriffen werden.

Impulsförmige Störungen Bei der Kompensation großer, impulsartiger Störungen und der Reaktion auf plötzliche Änderungen der Randbedingungen \mathcal{A} und \mathcal{U} liegt der Fokus auf einer schnellen Reaktion. Hier weicht die Stabilisierung gegebenenfalls von der Endbedingung (2.9f) ab, um ein Einhalten der Randbedingungen zu gewährleisten. Mit dem nächsten Planungszyklus von $\mathbf{x}^*(t)$ werden die veränderten Randbedingungen und der Korrekturereingriff berücksichtigt und (2.9f) kann wieder eingehalten werden.

Ein simulativer Vergleich von High- und Low-Level- sowie Zwei-Ebenen-Stabilisierung bezüglich ihres Berechnungsaufwands und der erreichbaren Regelgüte erfolgt in 6.4.4. Das Prinzip der Zwei-Ebenen-Stabilisierung wird in 6.5.3 im Fahrversuch demonstriert.

3 Planungsalgorithmus für vorausschauende Regelung

Für die Implementierung der Zwei-Ebenen-Stabilisierung ist ein geeignetes Planungsverfahren erforderlich. Maßgeblich sind die Genauigkeit der Approximation des theoretischen Optimalverlaufs, die dafür erforderliche Rechenzeit sowie der anfallende Implementierungsaufwand. Im folgenden Kapitel wird ein generischer Ansatz hergeleitet, der anschließend auf die konkrete Problemstellung des vorausschauenden Fahrens angewandt werden kann.

3.1 Bestehende Ansätze

Planungsansätze für eine vorausschauende optimale Regelung können nach der Art kategorisiert werden, in der die Strategie $\mathbf{x}^*(t)$ generiert wird [28]. Einfache regelbasierte Verfahren leiten den Verlauf von $\mathbf{x}^*(t)$ explizit aus den Zustands- und Steuergrenzen \mathcal{A} und \mathcal{U} ab. Zur Lösung komplexerer Probleme wird in der Regel auf Optimierungsverfahren zurückgegriffen. Diese unterscheiden sich in der Art der erforderlichen Diskretisierung und bezüglich ihrer Fähigkeit, zuverlässig globale Optima nichtkonvexer Probleme zu identifizieren. Nicht zuletzt sind bei der Wahl eines geeigneten Verfahrens auch der notwendige Berechnungs- und Implementierungsaufwand zu berücksichtigen.

3.1.1 Regelbasierte Ansätze

Für sehr einfache Optimalsteuerprobleme kann auf eine mathematische Optimierung verzichtet und $\mathbf{x}^*(t)$ durch Regelsätze direkt aus den Zustands- und Steuerbeschränkungen \mathcal{A} und \mathcal{U} abgeleitet werden. Diese Vorgehensweise zeichnet sich im Allgemeinen durch relativ geringe Rechenzeitanforderungen aus, da die häufige Auswertung einer Kostenfunktion entfällt.

Ein Nachteil ist hingegen der hohe Entwurfsaufwand: Eine regelbasierte Optimalsteuerung kann nur auf Problemstellungen angemessen reagieren, die beim Entwurf der Regelsätze explizit berücksichtigt wurden. Der Implementierungsaufwand steigt daher mit wachsender Komplexität von Systemmodell und Zielfunktion stark an. In der Folge sind hier Näherungen erforderlich, was die Genauigkeit der Strategie reduziert. Wenn die Bewertungsfunktion $l(\mathbf{x}, \mathbf{u}, t)$ (2.5) mehrere konkurrierende Ziele verfolgt, ist eine explizite Formulierung von $\mathbf{x}^*(t)$ häufig nicht mehr möglich. In diesem Fall muss auf ein Optimierungsverfahren zurückgegriffen werden. In [31, 65, 113, 139, 142] finden sich einige Beispiele für die Anwendung regelbasierter Ansätze in der vorausschauenden Fahrzeugregelung.

3.1.2 Direkte Verfahren

Die Klasse der direkten Optimierungsverfahren zur Generierung einer Optimalsteuerstrategie $\mathbf{x}^*(t)$ basiert auf einer zeitlichen Diskretisierung von $\mathbf{x}^*(t)$. Das unendlich-dimensionale Optimierungsproblem (2.6) wird so in ein endlich-dimensionales überführt. Dieses kann dann, ausgehend von einer Initiaillösung, durch ein iteratives Suchverfahren gelöst werden.

Abhängig von der Problemstruktur existiert eine Vielzahl effizienter Lösungsverfahren [17, 30, 71, 72, 76, 77, 79, 106, 108]. Mit einer ausreichend genauen Initiaillösung kann damit innerhalb weniger

Iterationen eine sehr gute Näherung des Optimalverlaufs gefunden werden. Nachteil ist die Abhängigkeit von dieser Startschätzung: Bei nicht-konvexen Problemen wird nur dann der global optimale Trajektorienverlauf erreicht, wenn die Initiallösung bereits im lokalen Konvergenzbereich des globalen Optimums liegt.

3.1.3 Indirekte Verfahren

Im Gegensatz zu den direkten Verfahren findet bei den auf dem PONTYAGIN'schen *Maximumsprinzip* [97] basierenden, indirekten Verfahren eine Optimierung im unendlich-dimensionalen Funktionenraum statt. Dafür wird das dynamische Optimierungsproblem (2.6) mithilfe notwendiger Optimalitätsbedingungen in ein nichtlineares Mehrpunkt-Randwertproblem überführt. Dieses kann dann in einfachen Fällen analytisch oder allgemeiner numerisch gelöst werden [45].

Der Verzicht auf eine Diskretisierung der Strategie $\mathbf{x}^*(t)$ ermöglicht eine sehr genaue Berechnung ihres optimalen Verlaufs. Die Freiheitsgrade des ursprünglichen dynamischen Problems gehen im Mehrpunkt-Randwertproblem auf; die Rechenzeitanforderungen sind daher auch bei höherdimensionalen Systemen relativ gering.

Nachteilig ist jedoch auch hier der hohe Entwurfsaufwand [45, 118]: Die Anwendung indirekter Verfahren erfordert zunächst eine analytische Betrachtung von Zielfunktion und Randbedingungen des Problems. Bei einer Anpassung von \mathcal{A} oder \mathcal{U} muss dieser Schritt gegebenenfalls wiederholt werden. Anwendungen indirekter Verfahren beschränken sich daher im Allgemeinen auf die Betrachtung statischer Zustandsbeschränkungen und relativ einfacher Systemmodelle [24, 26, 66, 117, 120].

Zur Lösung des Problems sind Initialschätzungen aller Variablen notwendig. Damit das globale Optimum erreicht wird, müssen diese den Zielwerten bereits ausreichend nahe kommen [72].

3.1.4 Dynamische Programmierung

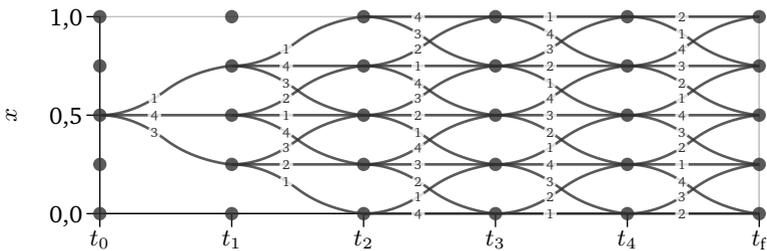
Die Dynamische Programmierung (DP) basiert auf einer Überführung des dynamischen Optimierungsproblems in einen mehrstufigen Entscheidungsprozess [14, 78]. Die Strategie $x^*(t)$ wird dafür zeitlich diskretisiert. In jedem Zeitschritt ist außerdem eine Diskretisierung des Zustandsraums in eine endliche Menge möglicher Systemzustände \mathcal{X}_D notwendig. Für Zustände und Zustandsübergänge bestehen – entsprechend (2.3) und (2.4) – Einschränkungen. Der unendlich-dimensionale Funktionenraum wird also durch einen gerichteten, kantengewichteten Graphen, den sogenannten *Suchgraphen*, approximiert. Auf diesem wird eine kombinatorische Suche nach der optimalen Abfolge von Systemzuständen $x_n \in \mathcal{X}_D$ durchgeführt.

Die Idee der DP besteht darin, die Suche nach dem Optimalverlauf nicht im Gesamten, sondern als eine Folge von Teilproblemen zu betrachten, die nacheinander gelöst werden können. Grundlage hierfür ist das *BELLMAN'sche Optimalitätsprinzip* [14]:

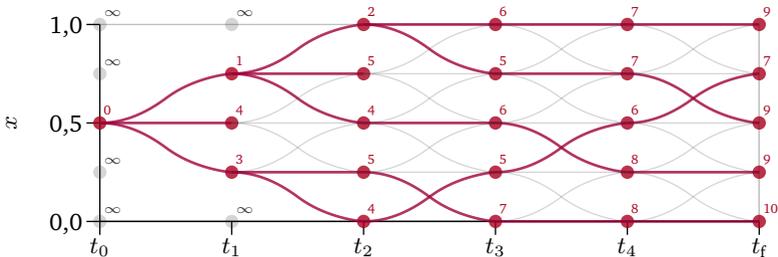
An optimal policy has the property that whatever the initial state and initial decision are, the remaining decisions must constitute an optimal policy with regard to the state resulting from the first decision.

Das Grundprinzip der DP ist in Abbildung 3.1 dargestellt: Der Systemzustand $x(t) \in [0, 1]$ ist auf dem Zeithorizont $t \in [t_0, t_f]$ optimal zu steuern. Im ersten Schritt ist dafür, wie in Abbildung 3.1a dargestellt, eine Diskretisierung von x und t notwendig. Die Übergangsbedingungen für das Beispielproblem ermöglichen pro Zeitschritt jeweils nur einen Wechsel zu den benachbarten Diskretisierungspunkten. Die Kosten für die Zustandsübergänge ergeben sich aus der Zielfunktion und sind jeweils in der Grafik dargestellt.

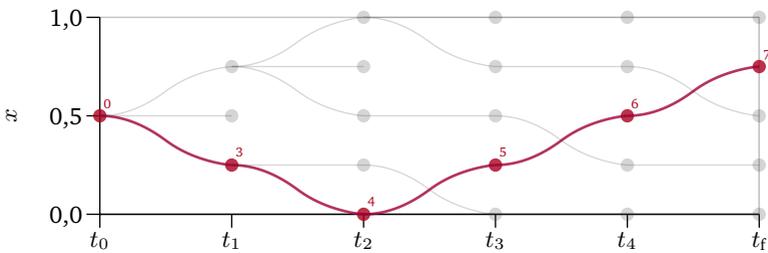
Im zweiten Schritt (Abbildung 3.1b) werden nun für jeden Zustandsknoten auf dem Suchgraphen der optimale Vorgänger sowie die minimalen Kosten ermittelt, die für das Erreichen des Zustands anfallen.



(a) Diskretisierung des Zustandsraums: Die Kosten für Übergänge zwischen den Zustandsknoten ergeben sich aus der Zielfunktion.



(b) Berechnung der Kostenmatrix: Ermitteln des Vorgängers und der Kosten, mit denen die Zustandsknoten jedes Zeitschritts optimal erreicht werden



(c) Rückverfolgung der Optimalstrategie bei freiem Endzustand

Abbildung 3.1: Grundprinzip der Dynamischen Programmierung

Im Sinne des Optimalitätsprinzips kann dabei schrittweise von t_0 bis t_f vorgegangen werden. Als Vorgänger kommen jeweils nur die Zustände des letzten Zeitschritts in Betracht, von denen bereits bekannt ist, wie sie optimal erreicht werden. Die Informationen über den optimalen Vorgängerknoten jedes Zustands werden in der sogenannten *Pfadmatrix* gespeichert. Abhängig von den gegebenen Ausgangs- und Randbedingungen des Problems sind unter Umständen nicht alle Zustandsknoten erreichbar.

Im letzten Schritt (Abbildung 3.1c) ist der optimale Zielzustand zu ermitteln. Unterliegt der Endzustand – wie im vorliegenden Fall – keinen Einschränkungen, ist dies schlicht der Zustand, der bei t_f mit den geringsten Kosten verbunden ist. Von diesem ausgehend kann die Optimaltrajektorie über die in der Pfadmatrix abgelegten Vorgänger jedes Zustands bis zum Ausgangszustand zurückverfolgt werden.

Die DP findet die global optimale Zustandstrajektorie auf dem Suchgraphen. Die Genauigkeit, mit der diese Lösungstrajektorie den tatsächlichen Optimalverlauf approximiert, hängt naturgemäß stark von der gewählten Diskretisierung ab. Neben ihrer Unabhängigkeit von einer Initiallösung ist die Flexibilität der DP ein wesentlicher Vorteil: Durch die Diskretisierung von Strategie und Zustandsraum können nahezu beliebige Zustands- und Steuergrenzen mit geringem Entwurfsaufwand berücksichtigt werden.

Der größte Nachteil der DP ist ihr relativ hoher Berechnungsaufwand. Zum Erstellen der Pfadmatrix müssen die Kosten jedes möglichen Zustandsübergangs ermittelt werden. Die Komplexität der Berechnung einer Strategie mit n Diskretisierungsschritten und l Freiheitsgraden, die in m Punkten diskretisiert sind, kann mit $\mathcal{O}(n \cdot m^{2l})$ abgeschätzt werden. Wegen der exponentiellen Abhängigkeit von l sprach BELLMAN selbst von einem *Fluch der Dimensionen* [13].

Wegen ihrer sicheren Konvergenz zum globalen Optimum wird die DP häufig als Offline-Referenz für andere Verfahren herangezogen [4, 38, 62, 70, 80, 143]. Für Regelungsanwendungen mit Echtzeitanforderungen eignet sich die DP insbesondere bei Systemen, die auf

einen niederdimensionalen Zustandsraum abgebildet werden können [8, 19, 50, 51, 61, 100, 124, 144]. Zur Beherrschung der Komplexität von Systemen höherer Ordnung werden in [131] eine Reihe von Ansätzen zur Vereinfachung der DP diskutiert, die jedoch in der Regel keine Konvergenz zum globalen Optimum garantieren. Dazu gehört neben der iterativen Berechnung [84–86] auch die sogenannte *Approximierte Dynamische Programmierung* [98, 133, 137].

3.1.5 Vergleich der Ansätze

Die Eigenschaften der im vorigen Abschnitt vorgestellten Berechnungsverfahren lassen sich wie folgt zusammenfassen:

Regelbasierte Verfahren können im Allgemeinen mit geringen Rechenzeitanforderungen umgesetzt werden. Bei komplexen Systemen und Randbedingungen steigt der Entwurfsaufwand jedoch schnell ins Unbeherrschbare, wenn mehr als eine grobe Approximation der Optimaltrajektorie gefordert wird.

Direkte Verfahren ermöglichen eine genaue Berechnung der Optimalstrategie in kurzer Rechenzeit. Voraussetzung ist jedoch eine Initiallösung im lokalen Konvergenzbereich des Optimalverlaufs.

Indirekte Verfahren führen ebenfalls zu einer hochgenauen Berechnung des Optimalverlaufs, scheiden aber wegen ihres hohen Entwurfsaufwands als Lösungsansatz aus.

Dynamische Programmierung ermöglicht eine robuste Suche nach der global optimalen Strategie ohne die Notwendigkeit einer Initiallösung. Wegen des hohen Berechnungsaufwands ist jedoch – insbesondere bei Systemen höherer Ordnung – nur eine grobe Diskretisierung von Zustandsraum und Optimaltrajektorie möglich, wenn kurze Rechenzeiten gefordert werden.

3.1.6 Ableitung eines mehrstufigen Suchverfahrens

Die Gegenüberstellung ihrer Vor- und Nachteile legt eine Kombination der verschiedenen Verfahren nahe [101], um in kurzer Rechenzeit eine genaue Lösung des Optimalsteuerproblems zu finden. Dazu wird im Folgenden ein Suchverfahren entworfen, das Regelsätze, die Dynamische Programmierung und eine iterative Suche in drei Stufen kombiniert:

Einschränkung des Suchraums In der ersten Planungsstufe wird der Zustandsraum unter Berücksichtigung der Zustands- und Steuerbeschränkungen auf den relevanten Suchraum eingeschränkt. Da hierfür keine Optimierung notwendig ist, kann die Einschränkung effizient durch einen geeigneten Regelsatz vorgenommen werden. Das Einschränken des Suchraums wird im Folgenden als *Sketching* bezeichnet.

Suche nach einer Initialschätzung Anschließend wird im reduzierten Suchraum mithilfe der Dynamischen Programmierung zunächst eine globale Suche nach einer Approximation der Optimalstrategie durchgeführt. Da hier noch kein exakter Verlauf gefordert wird, ist eine relativ grobe Zustandsdiskretisierung ausreichend. So kann der für die Suche notwendige Berechnungsaufwand reduziert werden. Im Folgenden wird für diesen Teil der Suche die Bezeichnung *Planning* benutzt.

Suche nach der Optimalstrategie In der dritten Stufe der Suche wird der genaue Verlauf der Optimalstrategie im Umfeld der im *Planning* generierten Initiallösung ermittelt. Da hier zwar eine hohe Genauigkeit, aber keine Konvergenz zum globalen Optimum notwendig ist, eignet sich ein direktes Suchverfahren. Die Vorbedingung einer geeigneten Ausgangsschätzung erlaubt es, in kurzer Rechenzeit ein genaues Ergebnis zu erzielen. Diese Stufe der Suche wird als *Whetting* bezeichnet, da hier eine bereits vorhandene Strategie „geschärft“ wird.

3.2 Sketching: Einschranken des Suchraums

Bei der Planung der Optimalsteuerstrategie sind grundsatzlich zwei Arten von Einschrankungen zu beruckichtigen: Zunachst muss sichergestellt sein, dass die geplante Zustandstrajektorie $\mathbf{x}^*(t)$ den zulassigen Zustandsraum $\mathcal{A}(t)$ nicht verlasst (2.6c). Zusatzlich muss die zugehorige Steuertrajektorie $\mathbf{u}^*(t)$ auf dem gesamten Horizont im zulassigen Bereich $\mathcal{U}(\mathbf{x}^*, t)$ liegen. Wahrend Steuerbegrenzungen in der Regel direkt in der Optimierung beruckichtigt werden konnen, mussen Zustandsbeschrankungen gesondert betrachtet werden.

Das folgende Beispielproblem soll dazu dienen, die Vor- und Nachteile verschiedener Ansatze fur die Beruckichtigung von Zustandsbeschrankungen zu veranschaulichen:

$$\min_{u^*(\cdot)} J(u^*) = \int_0^{20} l(u(t)) dt = \int_0^{20} 1000 u^2(t) dt \quad (3.1a)$$

$$\text{u.B.v.} \quad \dot{x}^*(t) = u(t), \quad x^*(t_0) = 0,5 \quad (3.1b)$$

$$x^*(t) \in [0, 1] \cap \bar{\mathcal{A}}(t) \quad (3.1c)$$

$$u^*(t) \in \mathcal{U} = [-0,15, 0,15] \quad (3.1d)$$

Die Zustandsbeschrankungen $\bar{\mathcal{A}}$ sind in Abbildung 3.2 dargestellt. Eine Diskretisierung in 20 aquidistante Zeitschritte ($\Delta t = 1$) ergibt:

$$\min_{u^*(\cdot)} J(u^*) = \sum_{n=1}^{20} l(u_n) = \sum_{n=1}^{20} 1000 u_n^2 \quad (3.2a)$$

$$\text{u.B.v.} \quad x_n^* = x_{n-1}^* + u_n, \quad x_0^* = 0,5 \quad (3.2b)$$

$$x_n^* \in [0, 1] \cap [A_{\min,n}, A_{\max,n}] \quad (3.2c)$$

$$u_n^* \in [U_{\min}, U_{\max}] \quad (3.2d)$$

Abbildung 3.2 zeigt die Losung des zeitdiskreten Optimalsteuerproblems (3.2) mittels Dynamischer Programmierung.

Die kontinuierliche Zustandsgröße x wird durch eine äquidistante Diskretisierung in $M = 10$ Punkten abgebildet:

$$x_n^m = x_{\min,n} + \frac{m}{M-1} (x_{\max,n} - x_{\min,n}) \quad (3.3)$$

Zur Verbesserung der Genauigkeit wird der Diskretisierungsraum dabei in jedem Rechenschritt auf den gemäß der Steuerbegrenzung (3.2d) erreichbaren Zustandsraum eingeschränkt:

$$x_{\max,n} = \min \left(\max_m (x_{n-1}^m + U_{\max}), 1 \right) \quad (3.4a)$$

$$x_{\min,n} = \max \left(\min_m (x_{n-1}^m + U_{\min}), 0 \right) \quad (3.4b)$$

Grundsätzlich werden in der Berechnung nur Zustandsübergänge betrachtet, die den Steuerbegrenzungen (3.2d) genügen. Zur Berücksichtigung der Zustandsbegrenzungen (3.2c) stehen drei wesentliche Ansätze zur Diskussion.

3.2.1 Einführen von Verletzungskosten

Eine einfache Möglichkeit zur Berücksichtigung von Einschränkungen besteht in der Einführung eines zusätzlichen Kostenterms, der das Verletzen der Randbedingungen bestraft [94]. Vorteil dieser Methode ist, dass sie in der Regel mit geringem Implementierungsaufwand in das Optimierungsverfahren zu integrieren ist. Die ursprüngliche Zielfunktion $l(u_n)$ (3.2a) wird dafür ergänzt zu:

$$l(x_n, u_n, \bar{A}_n) = 1000 u_n^2 + \begin{cases} \infty & \text{für } x_n \in \bar{A} \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \quad (3.5)$$

Das Ergebnis dieser Berechnung ist in Abbildung 3.2 dargestellt. Hier wird ein wesentlicher Nachteil des kostenbasierten Ansatzes deutlich:

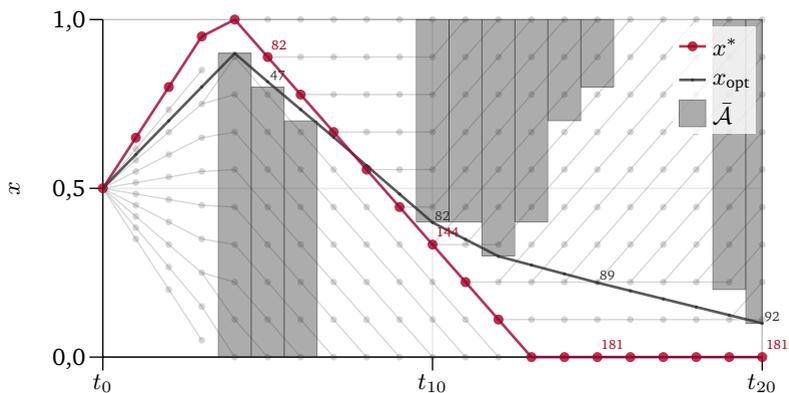


Abbildung 3.2: Kostenbasierte Umsetzung der Zustandsbegrenzungen \bar{A} in der Dynamischen Programmierung. Durch die geringe Genauigkeit der Zustandsdiskretisierung ergeben sich große Abweichungen zwischen dem berechneten x^* und dem tatsächlichen Optimalverlauf x_{opt} .

Da die Diskretisierung der Zustandsgrößen auch unzulässige Bereiche einschließt, wird ein großer Teil der Diskretisierungspunkte nicht für die eigentliche Trajektorienoptimierung, sondern lediglich zum Ausschluss ungültiger Bereiche genutzt.

Wegen der geringen Genauigkeit unterscheidet sich die approximierte Optimaltrajektorie x^* deutlich vom kontinuierlichen Optimalverlauf x_{opt} . Dies schlägt sich auch in der Bewertung beider Strategien nieder:

$$J(x^*) \approx 181$$

$$J(x_{\text{opt}}) \approx 92$$

3.2.2 Einschranken des Diskretisierungsraums

Um die Auflosung der Zustandsdiskretisierung im zulassigen Zustandsraum zu erhohen, liegt es nahe, unzulassige Bereiche aus der Diskretisierung auszuschlieen [8]. Die Einschrankung des Diskretisierungsraums (3.4) erweitert sich zu:

$$x_{\max,n} = \min \left(\max_m (x_{n-1}^m + U_{\max}), A_{\max,n} \right) \quad (3.6a)$$

$$x_{\min,n} = \max \left(\min_m (x_{n-1}^m + U_{\min}), A_{\min,n} \right) \quad (3.6b)$$

Da die Berechnung so auf gultige Zustande und Ubergange begrenzt bleibt, konnen ausschlielich Trajektorien generiert werden, die den Randbedingungen genugen.

Abbildung 3.3 zeigt das Ergebnis der Berechnung des Problems (3.2) unter Anwendung der Diskretisierungseinschrankung. Im Vergleich zum kostenbasierten Ausschluss unzulassiger Bereiche des Zustandsraums ist die Auflosung im zulassigen Bereich deutlich erhohet. Die Anzahl M der Diskretisierungspunkte – und damit der Rechenaufwand – bleibt dabei gleich. Das Ergebnis x^* der Trajektorienberechnung nahert sich damit deutlich an den Idealverlauf x_{opt} an:

$$J(x^*) \approx 102$$

Ein Nachteil dieses Verfahrens ist, dass es sich ausschlielich fur Planungsverfahren eignet, die auf einer Zustandsdiskretisierung basieren. Fur gradientenbasierte Suchverfahren muss also eine zweite Moglichkeit zur Berucksichtigung von Zustandsbeschrankungen implementiert werden.

Zustande, die durch $\bar{\mathcal{A}}$ explizit ausgeschlossen sind, werden von der Berechnung ausgenommen. Dennoch werden weiterhin Zustande berechnet, die aufgrund der Kombination von Zustands- und Steuerbegrenzungen zwar erreicht, aber nicht wieder durch gultige Trajektorien verlassen werden konnen.

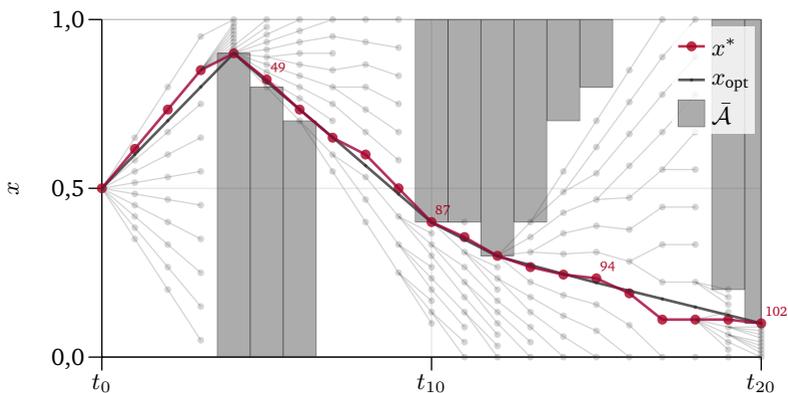


Abbildung 3.3: Umsetzung der Zustandsbeschränkungen $\bar{\mathcal{A}}$ durch Einschränken des Diskretisierungsraums. Die berechnete Optimalstrategie nähert sich dem Idealverlauf x_{opt} an, es werden jedoch weiterhin Zustände berechnet, die zu ungünstigen Trajektorien führen.

3.2.3 Erweitern der Steuerbegrenzungen

Das Einschränken des Diskretisierungsraums eignet sich nicht für die im *Whetting* vorgesehenen, gradientenbasierten Suchverfahren und bietet im *Planning* keine optimale Zustandsdiskretisierung. Ideal ist also ein Ansatz, der alle ungünstigen Bereiche des Zustandsraums ausschließt und darüber hinaus unabhängig von einer Zustandsdiskretisierung anwendbar ist.

Dieses Ziel wird erreicht, indem die Steuerbegrenzungen (3.2d) so erweitert werden, dass alle Trajektorien, die die Steuergrenzen einhalten, auch den Zustandsbeschränkungen (3.2c) genügen. Es muss also sichergestellt sein, dass keine Bereiche des Zustandsraums erreicht werden, die nur unter Verletzung der Randbedingungen verlassen werden können.

Dafür sind zunächst in jedem Zeitschritt n die Zustände \mathcal{A}'_n zu ermitteln, die nicht zwingend zu einer Verletzung der Randbedingungen führen. Im Beispiel (3.2) ergeben sich diese zu:

$$\mathcal{A}'_n = [A'_{\min,n}, A'_{\max,n}] \quad (3.7a)$$

$$A'_{\max,n} = \min_{l=n}^{20} (A_{\max,l} + U_{\min} \cdot (n - l)) \quad (3.7b)$$

$$A'_{\min,n} = \max_{l=n}^{20} (A_{\min,l} + U_{\max} \cdot (n - l)) \quad (3.7c)$$

Die Steuerbegrenzungen sind nun so zu erweitern, dass ein Verlassen von \mathcal{A}' ausgeschlossen wird:

$$u_{\max,n}^*(x_{n-1}^*) = \min (U_{\max}, A'_{\max,n} - x_{n-1}^*) \quad (3.8a)$$

$$u_{\min,n}^*(x_{n-1}^*) = \max (U_{\min}, A'_{\min,n} - x_{n-1}^*) \quad (3.8b)$$

Abbildung 3.4 zeigt die Lösung von (3.2) mit erweiterten Steuerbegrenzen. Es werden ausschließlich Trajektorien berechnet, die den erweiterten Zustandsbeschränkungen \mathcal{A}' genügen. Die Zustandsdiskretisierung wird entsprechend (3.4) implizit durch die Bedingung (3.8) gesteuert. Da sich die Suchgenauigkeit innerhalb von \mathcal{A}' damit erhöht, verbessert sich die Approximation von x_{opt} durch x^* :

$$J(x^*) \approx 93$$

Dem Vorteil einer höheren Genauigkeit steht der zusätzliche Aufwand für die Berechnung von (3.7) und (3.8) gegenüber. Während diese im eindimensionalen Zustandsraum mit konstanten Steuerbegrenzen trivial ist, kann sie bei komplexeren Systemen einen erheblichen Mehraufwand bedeuten. Die Anzahl notwendiger Berechnungen von (3.8) skaliert allerdings linear mit der Anzahl diskretisierter Zustände, während zur Anzahl zu berechnender Zustandsübergänge ein näherungsweise quadratischer Zusammenhang besteht. Der Vorteil einer besseren Ausnutzung der Diskretisierungspunkte und die damit verbundene

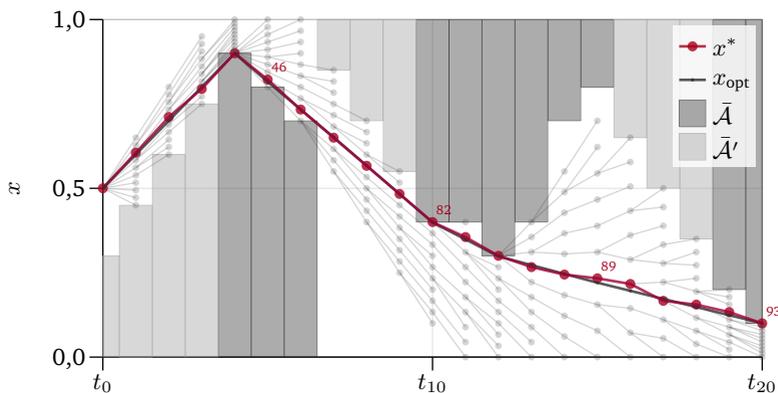


Abbildung 3.4: Umsetzung der Zustandsbeschränkungen \bar{A} durch Erweitern der Steuerbegrenzungen. Bereiche des Zustandsraums, die nicht ohne Verletzung der Randbedingungen verlassen werden können (\bar{A}'), werden von der Berechnung ausgeschlossen.

Möglichkeit, ihre Zahl zu reduzieren, rechtfertigt den zusätzlichen Aufwand daher in der Regel auch bei komplexen Optimierungsproblemen. Eine Kompromisslösung besteht in einer schnelleren approximativen Berechnung von (3.8) in Verbindung mit Verletzungskosten zur Reduktion der „Berechnungsunschärfe“.

Ein weiterer Vorzug dieses Verfahrens ist, dass die Randbedingungen unabhängig vom Planungshorizont eingehalten werden. Würde die Suche etwa im Zeitschritt t_8 abgebrochen, würde auf $[t_0, t_8]$ zwar nicht der Optimalverlauf mit Blick auf den gesamten Horizont gefunden werden, die Trajektorie würde aber dennoch allen Randbedingungen auf $[t_0, t_{20}]$ genügen. Für den Planungshorizont ergibt sich so eine gewisse Flexibilität, da in zeitkritischen Szenarien die Genauigkeit der Optimalsteuerung ohne Gefährdung ihrer Stabilität reduziert werden kann.

3.3 *Planning*: Suche nach einer Initialschätzung

Im relevanten Suchraum, der im *Sketching*-Schritt eingeschränkt wurde, soll nun eine Initialschätzung für die anschließende genaue Suche im *Whetting*-Schritt ermittelt werden. Wesentliches Kriterium ist hier, dass in kurzer Rechenzeit eine Näherung der Optimaltrajektorie erreicht wird. Bei der Strategieplanung im mehrdimensionalen Zustandsraum sind dabei einige Anpassungen der Dynamischen Programmierung notwendig, um zu vermeiden, dass das Berechnungsergebnis aufgrund systematischer Fehler vom tatsächlichen Optimalverlauf divergiert.

Zur Verdeutlichung der Planung im mehrdimensionalen Zustandsraum wird das Beispiel (3.1) auf ein Problem zweiter Ordnung erweitert:

$$\begin{aligned} \min_{u^*(\cdot)} \quad J(u^*) &= \int_0^{20} l(\dot{x}(t), u(t)) \, dt \\ &= \int_0^{20} \dot{x}^2(t) - 0,15 \dot{x}(t) + u^2(t) \, dt \end{aligned} \quad (3.9a)$$

$$\text{u.B.v.} \quad \ddot{x}^*(t) = u(t), \quad x^*(t_0) = 0,5 \quad (3.9b)$$

$$x^*(t) \in [0, 1] \cap \bar{\mathcal{A}}(t) \quad (3.9c)$$

$$\dot{x}^*(t) \in [-0,2, 0,2] \quad (3.9d)$$

$$u^*(t) \in [-0,2, 0,2] \quad (3.9e)$$

Die Zustandsbeschränkungen $\bar{\mathcal{A}}(t)$ sind in Abbildung 3.5 in der (x, t) -Projektion dargestellt. Das Problem wird analog zu (3.2) in 20 äquidistante Zeitschritte diskretisiert. Die Zustandsübergangsgleichung des diskreten Problems ergibt sich damit zu:

$$\mathbf{x}_{n+1}(\mathbf{x}_n, u_n) = \begin{bmatrix} x_{n+1} \\ \dot{x}_{n+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{x}_n + \begin{bmatrix} 1/2 \\ 1 \end{bmatrix} u_n \quad (3.10)$$

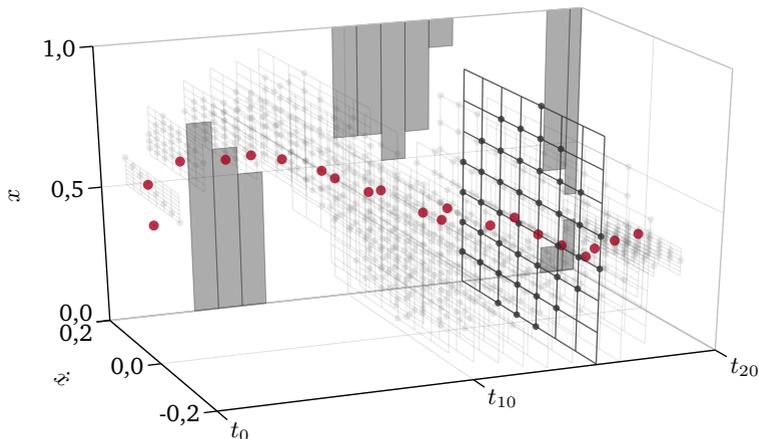


Abbildung 3.5: Dynamische Programmierung mit äquidanter Zustandsdiskretisierung in jedem Zeitschritt. Der optimale Zustandsknoten jedes Zeitschritts ist hervorgehoben.

3.3.1 Berechnung mit festem Suchgitter

Die Berechnung der Optimalstrategie für (3.9) soll zunächst analog zu 3.2.3 durchgeführt werden. Dafür wird die eindimensionale Zustandsdiskretisierung (3.3) zur Darstellung von \mathbf{x} auf ein zweidimensionales Suchgitter erweitert:

$$\mathbf{x}_n^{l,m} = \begin{bmatrix} x_{\min,n} \\ \dot{x}_{\min,n} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{l}{N_x-1} (x_{\max,n} - x_{\min,n}) \\ \frac{m}{N_{\dot{x}}-1} (\dot{x}_{\max,n} - \dot{x}_{\min,n}) \end{bmatrix} \quad (3.11)$$

In der Regel ist es nicht möglich, die Steuergröße u_{n+1} bei einem gegebenen Ausgangszustand \mathbf{x}_n so zu wählen, dass ein Gitterknotenpunkt $\mathbf{x}_{n+1}^{l,m}$ exakt erreicht wird. Da Zustände nur auf Knotenpunkten

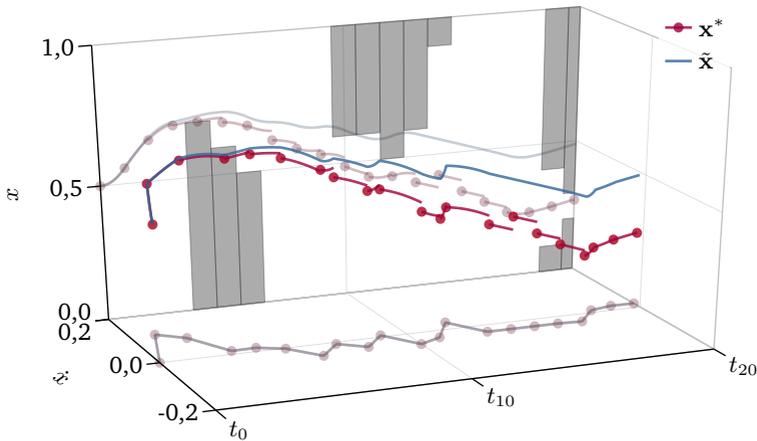


Abbildung 3.6: Vergleich zwischen interpolierter Zustandstrajektorie x^* und tatsächlichem Zustandsverlauf \tilde{x} . Durch systematische Rundungsfehler ergeben sich auf dem Planungshorizont erhebliche Abweichungen.

des Zustandsgitters abgelegt werden können, muss x_{n+1} dann auf den nächstliegenden Gitterpunkt gerundet werden. Im vorliegenden Beispiel wird u_{n+1} jeweils so gewählt, dass \dot{x}_{n+1} einen Knotenpunkt direkt erreicht. Der Zustand x_{n+1} wird auf den nächstliegenden Gitterknoten gerundet. Ergebnis der Dynamischen Programmierung ist die Folge der optimalen Zustandsgitterpunkte in jedem Zeitschritt, die in Abbildung 3.5 dargestellt ist.

Die Folge dieses Rundens wird in Abbildung 3.6 deutlich. Eine Interpolation der Gitterpunkte durch die Übergangsfunktion (3.9b) führt wegen der Rundungsfehler nicht zu einem stetigen Verlauf der x -Trajektorie. Grundsätzlich wäre bei einer Diskretisierung zu erwarten, dass Fehler gleichverteilt auftreten und sich positive und negative Abweichungen über den Horizont der Trajektorienplanung ausgleichen.

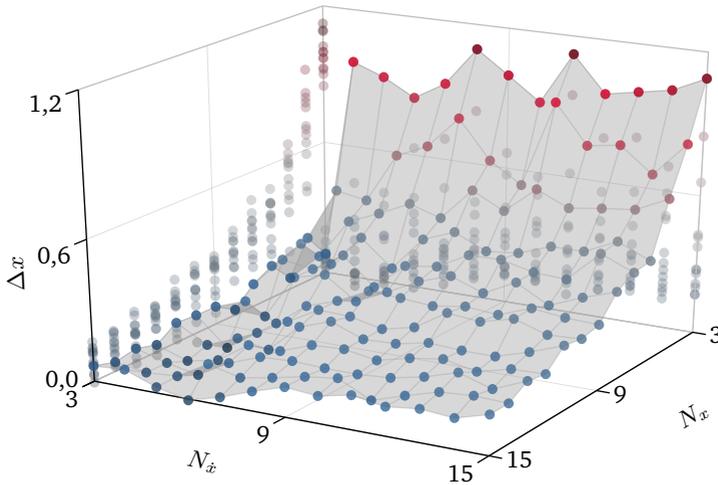


Abbildung 3.7: Vergleich der Zielabweichung $\Delta x = \tilde{x}(t_{20}) - x^*(t_{20})$ bei verschiedenen Zustandsdiskretisierungen für x und \dot{x}

Ein Vergleich mit dem tatsächlichen Trajektorienverlauf \tilde{x} , der sich durch Integrieren von $\dot{x}^*(t)$ ergibt, macht jedoch deutlich, dass diese Annahme nicht zutrifft. Tatsächlich zeigt sich im Verlauf der Trajektorie eine zunehmende positive Abweichung von $\tilde{x}(t)$ gegenüber $x^*(t)$, die zu einer deutlichen Verletzung der Zustandsbeschränkungen \mathcal{A} führt.

Grund für die systematische Abweichung ist, dass die Zielfunktion (3.9a) Zustände mit einem großen \dot{x} -Wert positiv bewertet. Werden zwei Zustandsübergänge auf einen Gitterknoten gerundet, ist damit tendenziell der Übergang im Vorteil, bei dem x weiter abgerundet wurde. Abbildung 3.7 zeigt die Abweichung $\Delta x = \tilde{x}(t_{20}) - x^*(t_{20})$ bei verschiedenen Diskretisierungen von x und \dot{x} . Die Abweichung verkleinert sich mit größerem N_x , da das Potential für Diskretisierungsfehler

mit höherer Zustandsauflösung sinkt. Mit zunehmendem $N_{\dot{x}}$ steigt die Abweichung hingegen leicht an, da die auftretenden Rundungsfehler mit einer feineren \dot{x} -Auflösung genauer ausgenutzt werden können.

Diese Problematik wird in der Literatur auch als das *Interpolationsproblem* der Dynamischen Programmierung diskutiert [10, 86, 131, 132]. Es tritt dann auf, wenn die Zustände eines Systems höherer Ordnung auf ein festes Zustandsgitter gerundet werden müssen und dabei eine Richtung bevorzugt wird. Während diese Präferenz im Beispiel (3.9) einfach an der Zielfunktion abzulesen ist, ergibt sie sich bei realen Problemen häufig aus einer Kombination von Zielfunktion und Randbedingungen.

Mit Blick auf das Ziel der schnellen Berechnung einer Initiallösung ist dies überaus unvorteilhaft, da die Wahl einer geeigneten Zustandsdiskretisierung nun weiteren Randbedingungen unterliegt. Wie aus Abbildung 3.7 hervorgeht, ist das Interpolationsproblem insbesondere bei groben Diskretisierungen relevant, die für eine schnelle, approximative Berechnung anzustreben sind.

3.3.2 Kontinuierliche Zustandsdarstellung

Zur Lösung des Interpolationsproblems wird die Dynamische Programmierung um eine kontinuierliche Zustandsdarstellung erweitert [10, 131, 132]. Der erreichbare Zustandsraum jedes Zeitschritts wird dafür in ein System von Unterräumen, den sogenannten *Zustandsboxen*, unterteilt. Jede Box kann genau einen Zustand enthalten, der innerhalb ihrer Grenzen frei verschiebbar ist. Erreicht ein Zustandsübergang eine Box, die bereits von einem Zustand belegt ist, wird der günstigere von beiden Zuständen ausgewählt. Da auf diese Weise der gesamte Zustandsraum kontinuierlich darstellbar ist, ist ein Runden von Zuständen nicht mehr notwendig; das Interpolationsproblem wird also umgangen.

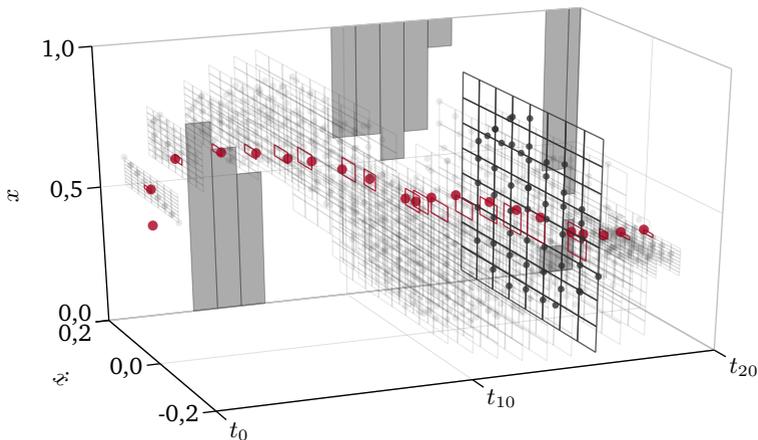


Abbildung 3.8: Dynamische Programmierung mit gleichverteilten Zustandsboxen in jedem Zeitschritt: Die Zustandsknoten verteilen sich unregelmäßig im Raum. Optimale Boxen und Zustände sind hervorgehoben.

Abbildung 3.8 zeigt die Lösung des Optimalsteuerproblems (3.9) mit kontinuierlicher Zustandsdarstellung. Der Zustandsraum wird hier in jedem Zeitschritt durch $N_x \cdot N_{\dot{x}} = 8 \cdot 8$ gleichmäßig verteilte Zustandsboxen strukturiert. Da die feste Zuordnung von Zuständen zu Gitterknoten entfällt, kann das Ziel von Zustandsübergängen frei gewählt werden.

In jeder Box wird der Zustand ausgewählt, der sie mit minimalen Kosten erreicht. Bei der Suche auf einem festen Suchgitter ist die Steuergröße $u(t)$, mit der ein gegebener Ausgangszustand x_{n-1} einen Gitterknoten erreicht, genau bestimmt. Im Gegensatz hierzu kann ein gegebener Ausgangszustand in der Regel mehr als einen Zielzustand in einer Box erreichen. Es ist also eine Heuristik zur Auswahl geeigneter Übergänge notwendig.

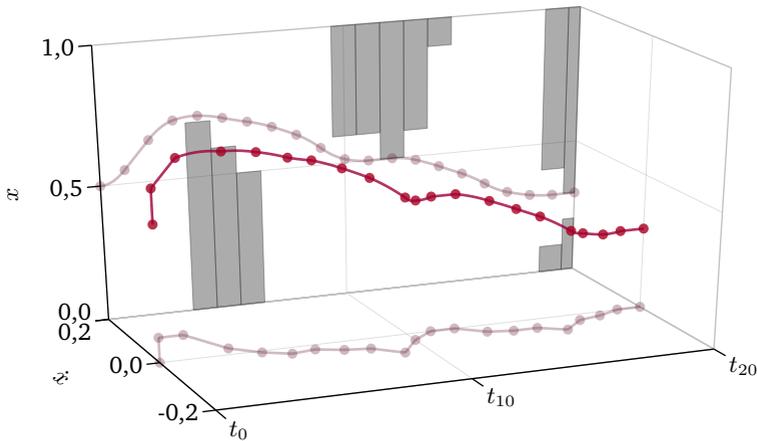


Abbildung 3.9: Rekonstruktion der Optimaltrajektorie der Dynamischen Programmierung im kontinuierlichen Zustandsraum. Unabhängig von der Anzahl der Zustandsboxen treten keine Diskretisierungsfehler auf.

Im Unterschied zur Suche mit festem Suchgitter verteilen sich die Suchknoten unregelmäßig im Zustandsraum. Zur Rückverfolgung der Optimalstrategie wird analog zur Suche mit festem Gitter die optimale zeitliche Abfolge von Zustandsboxen ermittelt. Die ausgewählten Zustandsboxen sowie die entsprechenden Zustände sind in Abbildung 3.8 hervorgehoben.

Die Rekonstruktion der Optimaltrajektorie ist in Abbildung 3.9 dargestellt. Da beim Erstellen der Kosten- und Pfadmatrix für das Problem keine Rundungsfehler auftreten, führt eine Interpolation der zeitdiskreten Trajektorie nicht zu einem unstetigen Verlauf. Durch die kontinuierliche Zustandsdarstellung ist es daher möglich, auch bei einer sehr groben Suche mit wenigen Zuständen physikalisch plausible Zustandstrajektorien zu berechnen.

3.3.3 Steuerung der Suchgenauigkeit

Bei einer Gleichverteilung von Zustandsboxen im Raum können im Allgemeinen nicht alle Boxen belegt werden, da bei Systemen höherer Ordnung die entsprechenden Kombinationen von Zuständen nicht möglich sind. Im Beispiel von Abbildung 3.8 werden etwa die „Ecken“ des Zustandsraums im hervorgehobenen Zeitschritt t_{15} nicht erreicht; die entsprechenden Zustandsboxen bleiben unbelegt.

In der Regel werden die Extremwerte der insgesamt möglichen Zustandsgrößen nicht von allen Ausgangszuständen erreicht. Eine gleichmäßige Verteilung von Zustandsboxen führt deshalb dazu, dass eine relativ große Zahl von Zuständen um die Boxen im Zentrum der Verteilung konkurrieren. Die Zustandsboxen an den Rändern werden hingegen von deutlich weniger Zuständen erreicht oder bleiben unbesetzt. Vor diesem Hintergrund liegt es nahe, Bereiche des Zustandsraums, die für die Suche von besonderem Interesse sind, durch kleinere Zustandsboxen – und damit verbunden durch eine höhere Dichte berechneter Zustandsknoten – hervorzuheben.

Abbildung 3.10 zeigt die Erstellung einer *Heatmap*, die in jedem Zeitschritt das Interesse an verschiedenen Bereichen des Zustandsraums kennzeichnet. Der Raum wird dafür in gleichmäßige Unterbereiche aufgeteilt, für die jeweils eine Aufenthaltswahrscheinlichkeit der Optimaltrajektorie abgeschätzt wird. Zur Identifikation vielversprechender Bereiche des Suchraums kommen verschiedene Kriterien in Betracht:

Erreichbarkeit Bereiche des Zustandsraums, die durch viele Ausgangszustände erreicht werden können, sind interessanter als Bereiche, die nur selten erreicht werden. Die Zahl der Zustandsübergänge, die um eine Zielbox konkurrieren, kann auf diese Art angeglichen werden. Darüber hinaus kann es sinnvoll sein, Ausgangszustände entsprechend ihrer Kosten zu gewichten, um die Suchgenauigkeit in Richtung lokaler Optima zu verschieben.

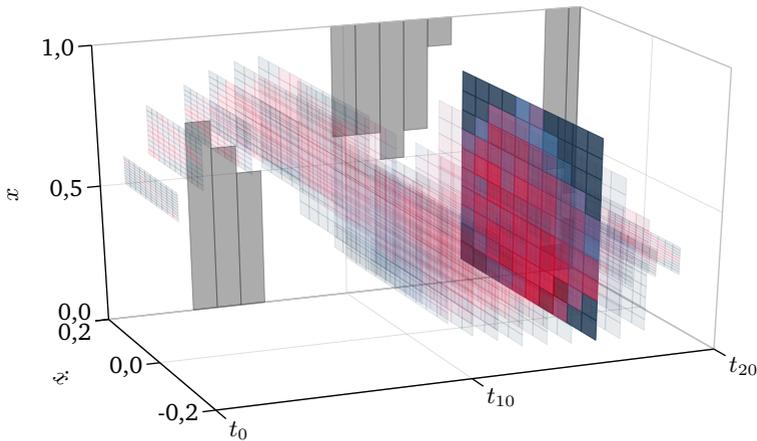


Abbildung 3.10: Erstellen der *Heatmap*: Bereiche, in denen die Optimalstrategie mit höherer Wahrscheinlichkeit vermutet wird, werden als interessant gekennzeichnet.

Historie Wird die Strategieberechnung zyklisch durchgeführt, ist es gegebenenfalls sinnvoll, die Suche neuer Strategien in Bereichen zu verfeinern, die bereits in vorherigen Durchläufen als optimal identifiziert wurden. Voraussetzung ist hierbei, dass sich die Randbedingungen des Problems zwischen den Durchläufen nicht wesentlich ändern.

Regelsätze Abhängig von der Problemstellung kann es möglich sein, Regelsätze zu formulieren, die vielversprechende Bereiche des Zustandsraums aus den gegebenen Randbedingungen ableiten. Da hier lediglich eine Abschätzung verlangt ist, sind die Anforderungen geringer als für die explizite Ableitung einer Strategie.

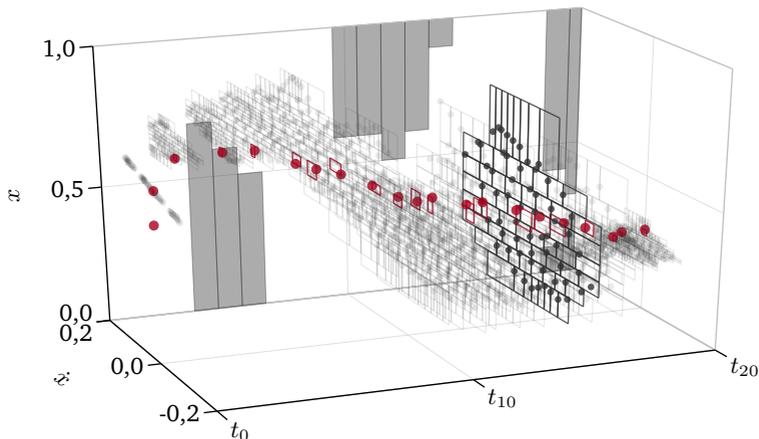


Abbildung 3.11: Dynamische Programmierung mit Steuerung der Suchgenauigkeit: Bereiche des Zustandsraums, die als interessant gekennzeichnet sind, werden durch eine höhere Zustandsdichte hervorgehoben.

Für sich genommen erlauben diese Kriterien in der Regel keine belastbare Aussage über den voraussichtlichen Verlauf der Optimaltrajektorie; sie ermöglichen lediglich eine Abschätzung des relevanten Suchbereichs. Ihre Gewichtung richtet sich nach der jeweiligen Aussagekraft und ist an die Problemstellung anzupassen.

Wie in Abbildung 3.11 dargestellt, wird der Zustandsraum anschließend so unterteilt, dass von der *Heatmap* als interessant ausgewiesene Bereiche durch kleinere Boxen hervorgehoben werden. Umgekehrt werden in weniger interessanten Bereichen größere Zustandsboxen erstellt. Nicht erreichbare Bereiche werden komplett aus der Verteilung der Zustandsboxen ausgenommen. Bei einer gegebenen Anzahl verfügbarer Boxen kann so die Suchgenauigkeit in Bereichen, die im Voraus als vielversprechend bekannt sind, erhöht werden.

3.3.4 Auswahl von Zielzuständen

Bei der Suche mit festem Zustandsgitter sind mögliche Ziele für Zustandsübergänge durch die Knotenpunkte des Gitters festgelegt. Demgegenüber wird durch die Boxen in der kontinuierlichen Zustandsdarstellung nur ein Zielbereich im Raum, nicht aber ein konkreter Zustand bestimmt.

Um innerhalb der Boxen, die von einem Ausgangszustand erreicht werden können, jeweils einen Zielzustand zu wählen, ist daher eine geeignete Heuristik erforderlich. Dieser Auswahl kommt insbesondere dann eine große Bedeutung zu, wenn mit relativ großen Zustandsboxen gesucht wird. Eine ungeeignete Heuristik führt zu ungünstigen Suchergebnissen, etwa in Form „verrauschter“ Trajektorien oder, wie in [131] beobachtet, durch eine verfrühte Konvergenz zu lokalen Optima. Die Auswahl verfolgt drei wesentliche Ziele:

Exploration des Suchraums Steht innerhalb einer Box ein Extremwert der erreichbaren Zustandsgrößen zur Verfügung, ist dieser anzustreben. So wird sichergestellt, dass der gesamte Suchraum berücksichtigt wird.

Günstige Teilstrategien Analog zur regelbasierten Steuerung der Suchgenauigkeit ist es häufig möglich, Regelsätze für günstige Teilstrategien zu formulieren. Führt ein solcher Verlauf in die Zielbox, ist der entsprechende Zielzustand auszuwählen.

Lokal günstige Übergänge Falls keine anderen Kriterien greifen, ist es sinnvoll, innerhalb einer Zielbox den Zustand auszuwählen, der vom Ausgangszustand mit minimalen lokalen Kosten erreicht werden kann.

Ähnlich wie die Steuerung der Suchgenauigkeit ist auch die Auswahlheuristik an die spezifische Problemstellung anzupassen. Bei Problemen, die zumindest teilweise heuristisch zu erfassen sind, können dann bereits mit einer geringen Zahl von Zustandsboxen hohe Genauigkeiten erreicht werden.

3.3.5 Übertragung auf diskrete Zustände

Neben der bisher diskutierten Planung kontinuierlicher Zustände sind gegebenenfalls auch diskrete Zustandsgrößen zu berücksichtigen. Rundungsfehler sind in diesem Fall offensichtlich irrelevant. Tatsächlich lässt sich die Suche mit festem Zustandsgitter hier ohne Weiteres anwenden, solange für jeden möglichen Systemzustand ein Gitterpunkt vorgehalten wird. Allerdings hängt der notwendige Berechnungsaufwand in diesem Fall fest von der Anzahl der Zustände ab, die das System annehmen kann.

Die Einführung diskreter Zustandsboxen ermöglicht hier die gezielte Steuerung von Suchaufwand und -genauigkeit. Die feste Zuordnung von Suchgitterpunkten zu diskreten Systemzuständen wird dafür durch Zustandsboxen ersetzt, die einen oder mehrere diskrete Zustände umfassen.

Zur Steuerung der Suchgenauigkeit wird das Prinzip der *Heatmap* auf diskrete Zustände übertragen: Der diskrete Zustandsraum wird in Unterbereiche aufgeteilt, für die jeweils das Suchinteresse ermittelt wird. Die Zustandsboxen werden anschließend so verteilt, dass in interessanten Bereichen des Zustandsraums weniger diskrete Zustände zu einer Box zusammengefasst werden als in weniger interessanten.

Ist ein Ausgangszustand in der Lage, mehrere diskrete Zielzustände innerhalb einer Box zu erreichen, muss auch hier eine heuristische Zielauswahl getroffen werden. Analog zum kontinuierlichen Fall zielt die Heuristik darauf ab, den gesamten erreichbaren Zustandsraum zu erkunden, lokale Kosten für Zustandswechsel zu minimieren und gegebenenfalls vorformulierte Teilstrategien zu verfolgen.

Auf diese Weise kann die Genauigkeit der Strategieplanung durch eine heuristische Steuerung der Suche erhöht werden. Der Berechnungsaufwand für diskrete Teilprobleme kann damit gegenüber einer Suche mit festem Suchgitter erheblich reduziert werden.

3.3.6 Zusammenfassung des Algorithmus

In Algorithmus 1 ist ein Rechenschritt des *Planning*-Verfahrens zusammengefasst. Ausgangspunkt sind die Zustandsknoten \mathcal{X}_n im Rechenschritt n . Diese Menge umfasst zunächst den Ausgangszustand der Planung \mathbf{x}_0 und wird mit jedem *Planning*-Schritt aktualisiert.

Für jeden Ausgangszustand werden die Grenzen zulässiger Steuergrößen berechnet und für den späteren Zugriff in einer Datenstruktur gespeichert. Mit Kenntnis der Ausgangszustände und ihrer zulässigen Steuergrößen können nun der erreichbare Zustandsraum sowie die Verteilung der Dichte möglicher Zustände im nächsten Rechenschritt berechnet werden. Aus diesen Informationen wird die *Heatmap* generiert, die die Verteilung \mathcal{B}_{n+1} der Zustandsboxen im Zielzustandsraum bestimmt.

Nachdem sowohl die Steuerbegrenzungen \mathcal{U}_n als auch die Zustandsboxen \mathcal{B}_{n+1} bestimmt sind, können nun die Zustandsübergänge berechnet werden. Dafür werden nacheinander alle Ausgangszustände $\mathbf{x}_n \in \mathcal{X}_n$ betrachtet. Für jeden Zustand werden dafür die zulässigen Steuervariablen \mathbf{u}_s aus dem Speicher \mathcal{U}_n abgerufen.

Für jede Ziel-Zustandsbox werden die Grenzen der Steuervariablen \mathbf{u}_b ermittelt, die ein Erreichen der Box ermöglichen. Die Schnittmenge aus \mathbf{u}_s und \mathbf{u}_b ergibt die zulässigen Steuergrößen für den Übergang vom Ausgangszustand \mathbf{x}_n in die Box \mathbf{b} . Zustandsboxen, die durch \mathbf{x}_n nicht erreichbar sind ($\mathbf{u}_b = \emptyset$), werden nicht weiter betrachtet.

Aus der Menge zulässiger Steuervariablen, die zum Erreichen der Zielbox \mathbf{b} führen, wird durch die Auswahlheuristik eine Steuergröße und damit der Zustandskandidat \mathbf{x}_c bestimmt. Dieser wird in die Zustandsbox \mathbf{b} übernommen, wenn diese noch unbesetzt ist oder \mathbf{x}_c von der Zielfunktion J günstiger bewertet wird als der aktuelle Zielzustand \mathbf{x}_{n+1} in \mathbf{b} .

Algorithmus 1 *Planning*-Schritt

Require: $\mathcal{X}_n \neq \emptyset$ **Ensure:** \mathcal{X}_{n+1} $\mathcal{U}_n \leftarrow \emptyset$ \triangleright Berechnen und Ablegen zulässiger Steuergrößen**for all** $\mathbf{x}_n \in \mathcal{X}_n$ **do** $\mathbf{u} \leftarrow \mathbf{u}(\mathbf{x}_n, \mathcal{A}, \mathcal{U}, t)$ $\mathcal{U}_n \leftarrow \mathcal{U}_n \cup \mathbf{u}$ **end for** $\mathcal{B}_{n+1} \leftarrow \mathcal{B}(\mathcal{X}_n, \mathcal{U}_n)$ \triangleright Ermitteln der Zustandsboxen**for all** $\mathbf{x}_n \in \mathcal{X}_n$ **do** $\mathbf{u}_s \leftarrow \mathbf{u}(\mathcal{U}_n)$ \triangleright Steuerbegrenzung des Zustands **for all** $\mathbf{b} \in \mathcal{B}_{n+1}$ **do** $\mathbf{u}_b \leftarrow \mathbf{u}(\mathbf{b}, \mathbf{x})$ \triangleright Zulässige Steuergrößen für Box $\mathbf{u}_p \leftarrow \mathbf{u}_s \cap \mathbf{u}_b$ **if** $\mathbf{u}_p \neq \emptyset$ **then** \triangleright Ist diese Box erreichbar? $u \leftarrow u(\mathbf{x}, \mathbf{u}_p)$ $\mathbf{x}_c \leftarrow \mathbf{x}(\mathbf{x}, u)$ \triangleright Auswahlheuristik **if** $\mathbf{x}_{n+1} = \emptyset \vee J(\mathbf{x}_c) \leq J(\mathbf{x}_{n+1})$ **then** $\mathbf{x}_{n+1} \leftarrow \mathbf{x}_c$ **end if** **end if** **end for****end for**

3.4 *Whetting*: Lokale Suche nach dem Optimalverlauf

Nachdem im *Planning* eine Initialschätzung der optimalen Zustands- und Steuertrajektorie berechnet wurde, soll im *Whetting*-Schritt nun in einer lokalen Suche ihr genauer Verlauf ermittelt werden. Dieses Prinzip ist in Abbildung 3.12 dargestellt. Die Zustandsbeschränkungen des Beispielproblems (3.1) wurden dafür so verändert, dass ein nicht-konvexer Planungsraum entsteht. Im *Planning* wird eine initiale Abschätzung berechnet, die sich in der Nähe des tatsächlichen Optimalverlaufs befindet. Im *Whetting* wird die Strategie anschließend iterativ an den Idealverlauf angeglichen.

Aufgrund der quadratischen Bewertung der Steuervariable $u(t)$ im Beispiel (3.1) ist ihr Optimalverlauf unter Berücksichtigung der Randbedingungen als stückweise konstant anzunehmen. Wegen der relativ groben Abtastung des Zustandsraums ergibt sich in der *Planning*-Suche hingegen eine unregelmäßige Steuertrajektorie. Diese Unregelmäßigkeiten werden anschließend durch die lokale *Whetting*-Suche ausgeglichen.

Voraussetzung für das Erreichen einer guten Approximation des Idealverlaufs ist dabei, dass sich die im *Planning* berechnete Initiallösung bereits im lokalen Konvergenzbereich befindet. Im Beispielproblem ist dies der Fall, wenn zwischen den Sperrbereichen $\bar{A}(t)$ jeweils die richtigen Freiflächen gewählt werden.

Die erforderliche Genauigkeit der rechenintensiven explorativen Suche wird durch die anschließende lokale Suche also erheblich reduziert. Ziel der *Planning*-Suche ist es, das ursprüngliche, nicht-konvexe Optimierungsproblem auf ein konvexes zu reduzieren, das anschließend mit vergleichsweise geringem Aufwand gelöst werden kann.

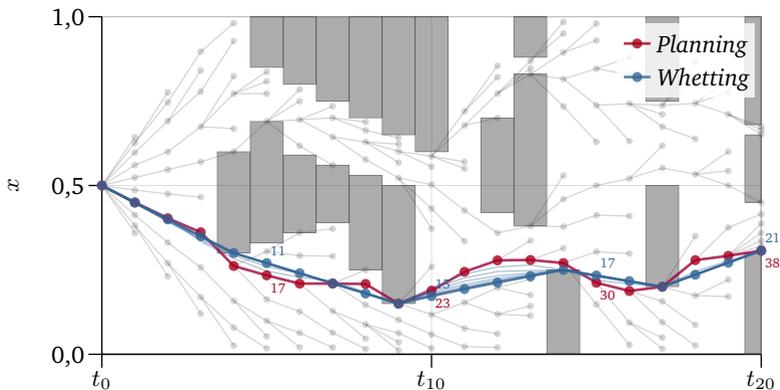


Abbildung 3.12: Vergleich der in *Planning* und *Whetting* berechneten Lösungen am Beispiel eines nicht-konvexen Optimalsteuerproblems. Die im *Planning* ermittelte Initiallösung wird iterativ an den Optimalverlauf angepasst.

3.4.1 Kombination von *Planning* und *Whetting*

Um in der lokalen *Whetting*-Suche den Optimalverlauf erreichen zu können, ist eine geeignete Initiallösung notwendig. Abbildung 3.13 zeigt einen Vergleich von *Planning*- und *Whetting*-Strategie mit den Kosten, die für das Erreichen aller Zustände im Planungsraum minimal anfallen (\mathcal{J}_{\min}).

Die grobe Abtastung des Zustandsraums im *Planning* führt zu zufällig verteilten Abweichungen von der Idealtrajektorie. Mit fortschreitender Planung liegen die Kosten der *Planning*-Trajektorie daher deutlich über dem erreichbaren Minimalverlauf. In der *Whetting*-Suche werden die Abweichungen korrigiert und die Strategie dem Verlauf von \mathcal{J}_{\min} angeglichen. Damit hier der global optimale Verlauf erreicht wird, muss sichergestellt sein, dass die Fehler, die sich im *Planning* aus

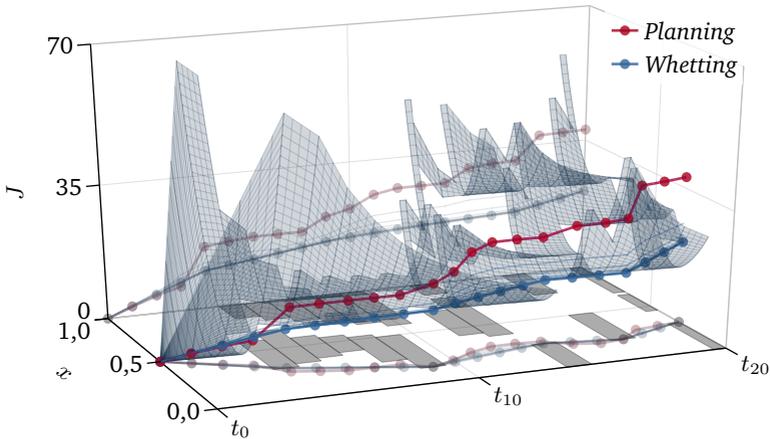


Abbildung 3.13: Vergleich der Bewertung J von *Planning*- und *Whetting*-Trajektorie mit den minimalen Kosten J_{\min} für das Erreichen aller möglichen Zustände im Planungsraum. Die *Planning*-Bewertung liegt deutlich über dem Optimum, das im *Whetting* erreicht wird.

der Zustandsabtastung ergeben, nicht dazu führen, dass ein falsches „Tal“ in J_{\min} als optimal identifiziert wird. Über diese Voraussetzung hinaus führt eine Erhöhung der Suchgenauigkeit im *Planning* nicht zu Verbesserungen im Gesamtergebnis.

Abbildung 3.14 zeigt die erreichbaren Strategiekosten J für das Beispielproblem bei verschiedenen Genauigkeiten von *Planning* und *Whetting*. Dafür werden die Anzahl N_x der Zustandsboxen sowie die Anzahl I der Suchiterationen im *Whetting* variiert. Hier wird zunächst deutlich, dass eine geringe Zahl von Zustandsboxen ($N_x < 8$) im *Planning* zur Wahl des falschen „Tals“ führt. Da der lokale Konvergenzbereich der Optimallösung damit nicht erreicht wird, ist das Ergebnis der *Whetting*-Suche lediglich ein lokales Optimum.

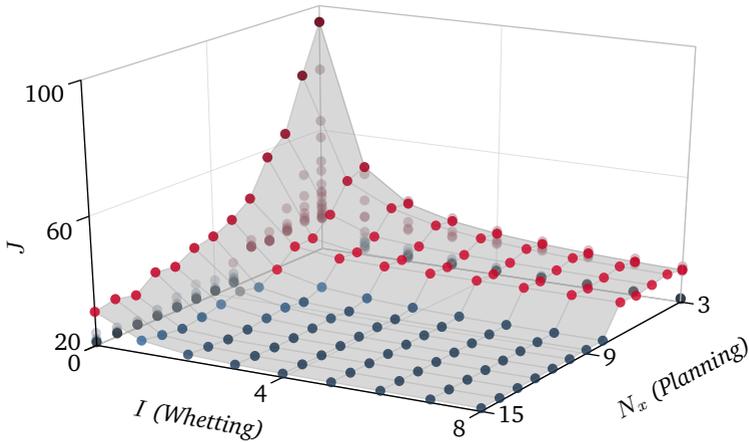


Abbildung 3.14: Vergleich der erreichbaren Strategiebewertung J bei verschiedener Suchgenauigkeit in *Planning* und *Whetting*. Bei einer ausreichenden Anzahl N_x von *Planning*-Zustandsboxen wird bereits mit wenigen *Whetting*-Iterationen I eine hohe Genauigkeit erzielt.

Umgekehrt zeigt sich, dass ohne eine lokale Suche ($I = 0$) auch mit einer relativ großen Zahl von Zustandsboxen nur eine grobe Näherung des Optimalverlaufs erreicht wird. Da sich die Zustandsknoten der *Planning*-Suche relativ zum Optimalverlauf zufällig verteilen, führt eine höhere Zahl von Boxen nicht zu einem monotonen Abfall der Strategiekosten. Tatsächlich wird die Genauigkeit der Suche mit $N_x = 10$ und $I = 8$ (Abbildung 3.12) ohne lokale Suche ($I = 0$) erst mit $N_x > 300$ zuverlässig erreicht.

Wird der lokale Konvergenzbereich bereits erreicht ($N_x \geq 8$), führt eine größere Zahl von *Planning*-Zuständen nicht mehr zu einer Verbesserung des Gesamtergebnisses ($I = 8$), sondern lediglich zu einem höheren Berechnungsaufwand.

Mit Blick auf das Ziel, mit minimalem Rechenaufwand optimale Strategien bestimmen zu können, kommt der Konfiguration der rechenintensiven *Planning*-Suche eine große Bedeutung zu. Die in Abbildung 3.14 dargestellte Trennschärfe zwischen lokalen und globalen Optima wird in realen Problemstellungen in aller Regel nicht erreicht. Für eine Aussage über die optimale Verteilung der verfügbaren Rechenzeit sind dann statistische Untersuchungen notwendig, die beispielsweise in 6.3.4 durchgeführt werden.

3.4.2 Lokale Strategieoptimierung

In der Literatur wird eine Vielzahl verschiedener direkter Lösungsverfahren für nichtlineare Optimalsteuerprobleme diskutiert [17, 72], die sich hinsichtlich der Art und Weise unterscheiden, durch die das dynamische Problem in ein statisches überführt wird. Zur Lösung des Optimierungsproblems mittels gradientenbasierter lokaler Suchverfahren ist eine stetig differenzierbare Zielfunktion erforderlich. Ist dies nicht gegeben, muss in der Regel auf eine stetig differenzierbare Approximation der Zielfunktion zurückgegriffen werden [9].

Grundsätzlich richtet sich die Auswahl eines geeigneten Verfahrens nach der Formulierung des zugrunde liegenden Problems und der Struktur der jeweiligen Zielfunktion. Eine schnelle Konvergenz zum lokalen Optimum wird in der Regel erreicht, indem der diskretisierte Verlauf der gesamten Steuertrajektorie als ein geschlossenes Problem behandelt wird. Demgegenüber steht jedoch der Nachteil, dass die Berücksichtigung allgemeiner Zustandsbeschränkungen in diesem Fall mit einem höheren Entwurfsaufwand verbunden ist.

Ziel des hier vorgestellten Verfahrens ist ein geringer Anpassungsaufwand bei der Anwendung auf verschiedene Problemstellungen. Vor diesem Hintergrund bietet sich eine zeitschrittweise Betrachtung der Strategie, also eine Aufteilung auf mehrere sequentiell zu lösende Optimierungsprobleme, an. Die *Sketching*-Implementierung kann in

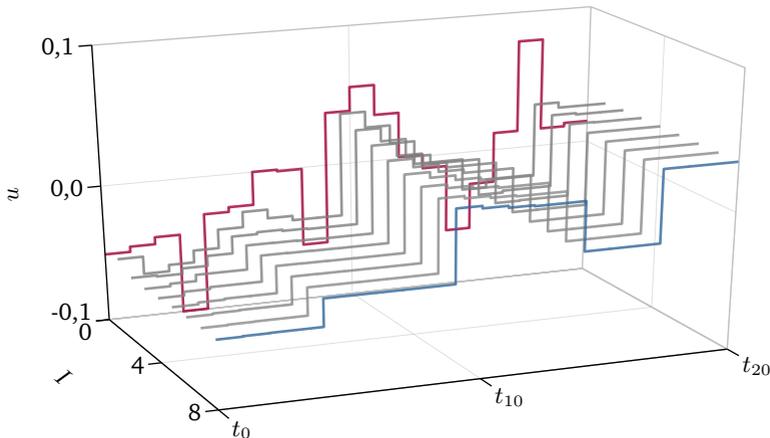


Abbildung 3.15: Verlauf der im *Planning* ($I = 0$) und in den *Whetting*-Iterationen I berechneten Steuertrajektorien $u(t)$. Der wenig genaue *Planning*-Verlauf wird zunächst schnell geglättet, konvergiert im Nahbereich aber nur noch langsam zum Optimum.

diesem Fall ohne Anpassung übernommen werden. Ein Nachteil ist jedoch, dass die Lösung dann in der Nähe des Optimums nur noch verhältnismäßig langsam konvergiert. Dieses Verhalten ist in Abbildung 3.15 dargestellt, die den Verlauf der berechneten Steuergrößen im Beispielpromblem aus Abbildung 3.12 nach der *Planning*-Phase und den *Whetting*-Iterationen zeigt.

Jeder Optimierungsschritt des Algorithmus umfasst zwei Zeitschritte: Der Ausgangszustand des ersten Schritts \mathbf{x}_n und der Zielzustand des zweiten Schritts \mathbf{x}_{n+2} sind gegeben. Ziel des Optimierungsschritts ist es, den Zwischenzustand \mathbf{x}_{n+1} so zu verschieben, dass die Summe der Kosten beider Zustandsübergänge minimiert wird. Für beide Zustände \mathbf{x}_n und \mathbf{x}_{n+1} werden die zulässigen Steuergrößen ermittelt, um den

Möglichkeitsraum für Veränderungen am Zwischenschritt \mathbf{x}_{n+1} zu berechnen: Dieser darf nur so weit angepasst werden, dass der Zielzustand \mathbf{x}_{n+2} erreichbar bleibt. In jeder *Whetting*-Iteration wird diese Optimierung mit Ausnahme des Ausgangs- und Zielzustands für alle Zeitschritte der Strategie durchgeführt.

3.4.3 Einführung eines Vertrauensbereichs

Anders als im Beispielproblem (3.1), dessen Zielfunktion trivial differenzierbar ist, kommen in tatsächlichen Problemstellungen häufig Kostenfunktionen zum Tragen, die nicht stetig oder nicht analytisch darstellbar sind. Um in diesem Fall dennoch eine lokale Suche zu ermöglichen, ist dann eine Approximation der Zielfunktion erforderlich.

Die Genauigkeit der Approximation wird in der Regel mit zunehmendem Abstand vom jeweils aktuellen Verlauf der Strategie geringer. Insbesondere in der Anfangsphase der Suche, in der große lokale Anpassungen vorgenommen werden, kann dies dazu führen, dass sich die Bewertung der Strategie während einer Suchiteration verschlechtert. Zur Lösung dieses Problems wird der Vertrauensfaktor T zur Steuerung der Suche eingeführt [94].

In jedem Optimierungsschritt werden die Grenzen zulässiger Anpassungen des Zwischenzustands \mathbf{x}_{n+1} mit dem Faktor T multipliziert. Bleibt eine Suchiteration ohne Ergebnis, wird der Vertrauensbereich um den Faktor $T_{\text{fail}} < 1$ reduziert, der Suchbereich um die aktuelle Strategie also verkleinert. Umgekehrt wird T nach einer erfolgreichen Iteration um einen Faktor $T_{\text{pass}} > 1$ erhöht. Die Wahl der Faktoren zur Steuerung der Suche richtet sich unter anderem nach der Güte der Approximation der Zielfunktion. Geeignete Werte können hier beispielsweise simulativ ermittelt werden (siehe 6.3.2).

3.4.4 Zusammenfassung des Algorithmus

Der Ablauf der *Whetting*-Suche ist in Algorithmus 2 zusammengefasst. Ausgangsbasis der Suche ist die Initialschätzung der Optimalstrategie $\mathbf{x}^*(t)$, die vom *Planning*-Modul berechnet wurde. Die Anzahl der durchzuführenden Iterationen I richtet sich nach der verfügbaren Rechenzeit und der geforderten Genauigkeit der Trajektorie. Zu Beginn der Iteration wird der Trajektorienkandidat \mathbf{x}^c mit der besten aktuell bekannten Strategie \mathbf{x}^* initialisiert.

Für jeden Zeitschritt n der Zustandstrajektorie wird nun ein Optimierungsschritt durchgeführt. Der Ausgangszustand \mathbf{x}_n^c und der Zielzustand \mathbf{x}_{n+2}^c sind dabei gegeben; der Zwischenzustand \mathbf{x}_{n+1}^c soll so angepasst werden, dass die Summe der Kosten für die Zeitschritte $(n) \rightarrow (n+1)$ und $(n+1) \rightarrow (n+2)$ minimiert wird. Für \mathbf{x}_n^c und \mathbf{x}_{n+1}^c werden zunächst die Grenzen der zulässigen Steuergrößen \mathcal{U}_n und \mathcal{U}_{n+1} bestimmt. Dabei ist auch der Vertrauensbereich T zu berücksichtigen, der die maximal zulässige Abweichung von der Basistrajektorie \mathbf{x}^* bestimmt.

Aus den festen Ausgangs- und Zielzuständen, den zulässigen Steuergrößen in beiden Zeitschritten und mit Kenntnis der Zustandsübergangsfunktion \mathbf{m} und des Kostenfunktional J kann jetzt der Zwischenschritt \mathbf{x}_{n+1}^c ermittelt werden, der die Summe der Übergangskosten minimiert.

Nachdem alle Zeitschritte der Zustandstrajektorie $\mathbf{x}^c(t)$ bearbeitet wurden, wird die Bewertung der Kandidaten-Trajektorie $J(\mathbf{x}^c)$ mit der Basistrajektorie $J(\mathbf{x}^*)$ verglichen. Im Fall einer Verbesserung wird \mathbf{x}^c als neue Basistrajektorie übernommen und der Vertrauensbereich T erweitert. Andernfalls werden die Änderungen verworfen und mit reduziertem Vertrauensbereich ein neuer Optimierungsversuch unternommen.

Algorithmus 2 *Whetting-Algorithmus*

Require: \mathbf{x}^* **Ensure:** \mathbf{x}^* $T \leftarrow T_{\text{init}}$ **for** $i = 0$ to I **do** $\mathbf{x}^c \leftarrow \mathbf{x}^*$ **for** $n = 0$ to $N - 1$ **do** $\mathcal{U}_n \leftarrow \mathcal{U}(\mathbf{x}_n^c, \mathcal{A}, \mathcal{U}, T)$ \triangleright *Sketching-Schritt* $\mathcal{U}_{n+1} \leftarrow \mathcal{U}(\mathbf{x}_{n+1}^c, \mathcal{A}, \mathcal{U}, T)$ $\mathbf{x}_{n+1}^c \leftarrow \mathbf{x}(\mathbf{x}_n^c, \mathbf{x}_{n+2}^c, \mathcal{U}_n, \mathcal{U}_{n+1}, \mathbf{m}, J)$ \triangleright *Optimierungsschritt***end for****if** $J(\mathbf{x}^c) < J(\mathbf{x}^*)$ **then** $\mathbf{x}^* \leftarrow \mathbf{x}^c$ $T \leftarrow T \cdot T_{\text{pass}}$ **else** $T \leftarrow T \cdot T_{\text{fail}}$ **end if****end for**

4 Strategieplanung für vorausschauendes Fahren

Die Strategieplanung für vorausschauendes automatisiertes Fahren kann in vier Teilprobleme gegliedert werden. Maßgeblich sind dabei die betroffenen Fahrzeugkomponenten und die Art des zugrunde liegenden Optimierungsproblems:

- Die **Längsführung** beeinflusst die kontinuierlichen Zustandsgrößen der Fahrzeugbewegung. Ihr Ziel ist es, bei minimalem Energieeinsatz eine hohe durchschnittliche Geschwindigkeit zu erreichen.
- Die **Triebstrangsteuerung** schaltet zwischen den diskreten Zuständen des Triebstrangs, um die für die Längsführung erforderlichen Kräfte energieoptimal zur Verfügung zu stellen.
- Die **Hybridsteuerung** beeinflusst den Ladungsverlauf der gegebenenfalls vorhandenen Hybridbatterie, um den Wirkungsgrad des gesamten Triebstrangs zu optimieren.
- Die **Querführung** steuert die laterale Bewegung des Fahrzeugs relativ zur Fahrspur. So soll eine automatische Querregelung mit minimaler Rückwirkung auf die Fahrzeuglängsführung ermöglicht werden.

Der in Kapitel 3 hergeleitete Planungsalgorithmus wird im Folgenden zur Lösung dieser vier Teilprobleme angewandt. Dabei sind auch ihre jeweiligen Wechselwirkungen zu berücksichtigen.

4.1 Längsführung

Eine vorausschauende Längsführung hat das Potential, durch ein angepasstes und komfortables Geschwindigkeitsprofil hohe durchschnittliche Geschwindigkeiten bei optimalem Energieeinsatz zu erreichen [31, 51, 87, 100, 126]. Eine Voraussetzung hierfür sind ausreichend genaue Informationen über das Fahrzeug und seine Umgebung.

Für die zur Bewegung des Fahrzeugs erforderlichen Antriebskräfte steht eine Vielzahl von Modellen unterschiedlicher Granularität zur Verfügung [90, 102]. Eine umfassende Diskussion der relevanten Fahrzeug- und Umgebungsgrößen wird in [100] vorgenommen. Die Umgebung wirkt sich in erster Linie über den Verlauf von Krümmung und Steigung der Fahrbahn auf die Fahrwiderstände aus.

Mit Blick auf Akzeptanz und Sicherheit der automatischen Regelung ist eine Reaktion auf Geschwindigkeitsbeschränkungen notwendig. Diese ergeben sich entlang der Fahrtroute aus gesetzlichen Einschränkungen, der maximalen Sichtweite [33, 100] und dem Verlauf der Fahrbahnkrümmung [33, 109, 110, 125]. Zusätzlich ist ein Sicherheitsabstand zu vorausfahrenden Fahrzeugen einzuhalten. Das Potential der Längsregelung ergibt sich aus einer optimalen vorausschauenden Reaktion auf diese Einschränkungen.

4.1.1 Randbedingungen

Für die Planung der Geschwindigkeitsstrategie sind drei grundsätzliche Arten von Randbedingungen relevant:

Beschleunigungs- und Ruckgrenzen Um sicherzustellen, dass die automatische Längsregelung für den Fahrer in jeder Situation beherrschbar und komfortabel bleibt, werden Längsbeschleunigung und -ruck begrenzt. Einschlägige Grenzwerte finden sich beispielsweise in [60].

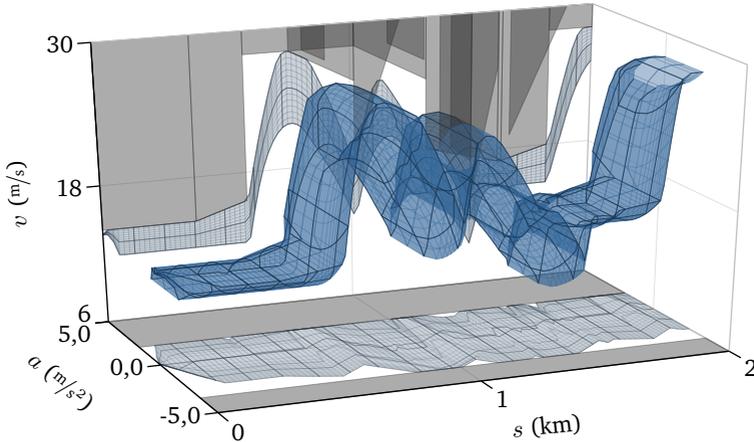


Abbildung 4.1: Statische Geschwindigkeitseinschränkungen für die Längsregelung. In Verbindung mit den Ruck- und Beschleunigungsgrenzen ergibt sich der zulässige Lösungsraum (blau) für die Strategieplanung.

Statische Einschränkungen Die Geschwindigkeit in Längsführung wird durch gesetzliche Begrenzungen und durch die Fahrbahngeometrie eingeschränkt. Relativ zu dieser Obergrenze wird außerdem eine Minimalgeschwindigkeit definiert, um ein verkehrsverträgliches Systemverhalten sicherzustellen. Im Gegensatz zu den konstanten Beschleunigungs- und Ruckgrenzen sind diese Einschränkungen wegabhängig.

Abbildung 4.1 zeigt Beschränkungen für Beschleunigung und Geschwindigkeit sowie den Planungsraum, der sich daraus für die Längsführung ergibt. Aufgrund der begrenzten Beschleunigung wird nicht der gesamte zulässige Geschwindigkeitsbereich erreicht. Analog dazu schränkt die Ruckgrenze die erreichbaren Beschleunigungen ein.

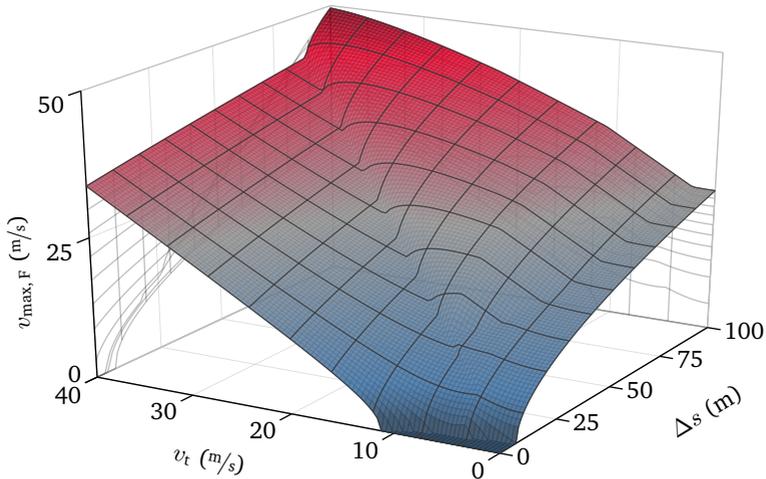


Abbildung 4.2: Zulässige Höchstgeschwindigkeit $v_{\max, F}$ in Abhängigkeit von Abstand Δs und Geschwindigkeit v_t des Zielfahrzeugs

Dynamische Einschränkungen Neben den statischen Streckenattributen wird die Geschwindigkeit auch durch vorausfahrende Fahrzeuge eingeschränkt. Da sich diese Fahrzeuge bewegen, handelt es sich hierbei um zeit- und wegabhängige Beschränkungen. Zum Zeitpunkt der Strategieplanung kann lediglich die aktuelle Fahrzeugumgebung beobachtet werden. Das Verhalten vorausfahrender Fahrzeuge muss daher über den Zeithorizont der Planung extrapoliert werden [67, 68, 100].

Abbildung 4.2 zeigt die für die Strategieplanung hinterlegte maximal zulässige Geschwindigkeit in Folgefahrt $v_{\max, F}$. Sie ist abhängig von Geschwindigkeit v_t und Abstand Δs des Zielfahrzeugs. Ziel ist es, eine Zeitlücke $\Delta t = \Delta s / v_t$ zum Vorausfahrenden [35, 56, 115] zu erreichen und zu halten.

4.1.2 Zustandsraum

Relevant für die Planung der Geschwindigkeitsstrategie sind alle Größen, deren Änderung beschränkt oder mit Kosten verbunden ist. Aufgrund der Ruckgrenze für die Geschwindigkeitsplanung ergibt sich damit der Längsruck $j(t)$ als Steuergröße des Systems:

$$u(t) = j(t) \in [j_{\min}, j_{\max}] \quad (4.1)$$

Offensichtlich sind sowohl die Fahrzeuggeschwindigkeit $v(t)$ als auch die Längsbeschleunigung $a(t)$ planungsrelevante Zustandsgrößen des Systemmodells. Beschränkt sich die Strategieplanung auf die Berücksichtigung statischer Einschränkungen, sind diese Größen für die Planung einer Optimalstrategie ausreichend. Anstelle der Zeit- ist dann eine Wegdiskretisierung zu wählen [100]. Durch die Betrachtung dynamischer Einschränkungen wird auch der zeitliche Verlauf der Fahrzeugposition entlang der Strecke $s(t)$ relevant.

Der Zustandsvektor \mathbf{x} und die zeitkontinuierliche Zustandsdifferentialgleichung \mathbf{f} ergeben sich damit zu:

$$\mathbf{x}(t) = \begin{bmatrix} s(t) \\ v(t) \\ a(t) \end{bmatrix} \quad (4.2)$$

$$\dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{f}(\mathbf{x}, u, t) = \begin{bmatrix} \dot{s}(t) \\ \dot{v}(t) \\ \dot{a}(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v(t) \\ a(t) \\ j(t) \end{bmatrix} \quad (4.3)$$

Für die Trajektorienplanung ist eine zeitliche Diskretisierung der Zustandsübergangsgleichung (4.3) notwendig. Da die zeitliche Ableitung des Rucks keine physikalische Bedeutung hat, ist es zweckmäßig, den Ruck $j(t)$ für die Diskretisierung als eine stückweise konstante Funkti-

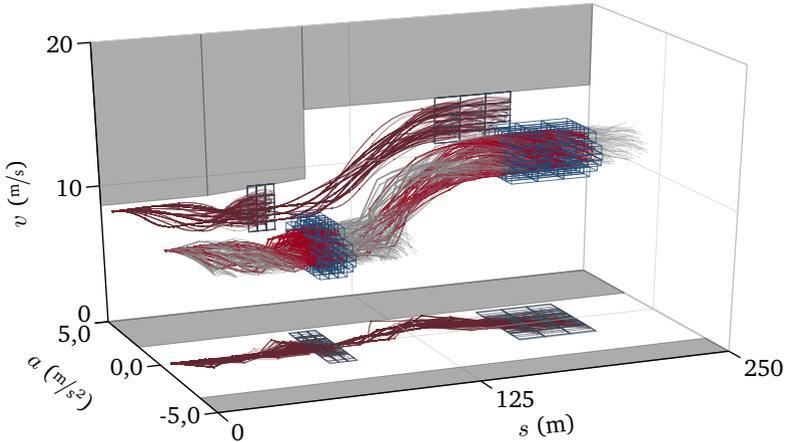


Abbildung 4.3: Zustandsraum der Geschwindigkeitsplanung mit allen Trajektorienkandidaten einer Suche in zwölf Schritten; die Schritte t_5 und t_{11} sind zur Verdeutlichung hervorgehoben und mit den zugehörigen Zustandsboxen dargestellt.

on anzunehmen. Für die zeitdiskrete Übergangsfunktion f_d in einem Zeitschritt Δt ergibt sich damit:

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_{n+1} - \mathbf{x}_n &= \mathbf{f}_d(\mathbf{x}_n, u_n, \Delta t) \\ &= \begin{bmatrix} 0 & \Delta t & 1/2 \Delta t^2 \\ 0 & 0 & \Delta t \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \mathbf{x}_n + \begin{bmatrix} 1/6 \Delta t^3 \\ 1/2 \Delta t^2 \\ \Delta t \end{bmatrix} u_n \end{aligned} \quad (4.4)$$

Abbildung 4.3 zeigt den Zustandsraum und die Trajektorienkandidaten der Geschwindigkeitsplanung in zwölf Zeitschritten. Für zwei Schritte sind die Zustandsboxen dargestellt und die Trajektorien, mit denen diese optimal erreicht werden, farblich hervorgehoben.

Der in den Zeitschritten jeweils erreichbare und durch Boxen strukturierte Zielraum bewegt sich mit fortschreitender Planung entlang der s -Achse durch den Zustandsraum. Im abgebildeten Szenario bestehen keine dynamischen Einschränkungen; der erreichbare s -Abschnitt verbreitert sich daher im Verlauf der Berechnung. Aufgrund der kontinuierlichen Zustandsdarstellung ohne festes Suchgitter verteilen sich die Zustandsknoten der einzelnen Zeitschritte beliebig im erreichbaren Raum.

4.1.3 Zielfunktion

Innerhalb des in Abbildung 4.1 dargestellten Planungsraums, der sich aus den Randbedingungen ergibt, wird der Geschwindigkeitsverlauf durch die Zielfunktion der Strategieplanung gesteuert. Für die Bewertung des Geschwindigkeitsverlaufs sind drei Größen maßgeblich:

Komfort Für die Bewertung des Komforts der Geschwindigkeitstrajektorie wird der Verlauf des Längsrucks herangezogen. Eine quadratische Ruckbewertung bestraft schnelle, unkomfortable Änderungen der Beschleunigung.

Zugkraft Die für die Verfolgung der Geschwindigkeitstrajektorie notwendige Zugkraft ergibt sich aus dem Fahrzeug- und Umgebungsmodell. Sie ist abhängig von Geschwindigkeit und Beschleunigung des Fahrzeugs sowie von Krümmung und Steigung der Fahrbahn an der Fahrzeugposition. Ihr Verlauf kann in Verbindung mit der Triebstrangstrategie zur Bewertung der erreichbaren Effizienz herangezogen werden. Soll auf eine Modellierung des Triebstrangs verzichtet werden, bietet sich eine quadratische Bewertung der geforderten Antriebskraft an.

Geschwindigkeit Die durchschnittlich erreichte Geschwindigkeit geht als „negativer Kostenfaktor“ linear in die Bewertung der Strategie ein.

4.2 Triebstrangsteuerung

Die Effizienz des Triebstrangs hängt wesentlich von den Arbeitspunkten seiner Komponenten ab. Die für das Erreichen der Beschleunigungsanforderung notwendige Zugkraft kann in der Regel über mehrere Arbeitspunkte abgebildet werden, zwischen denen diskrete Schaltvorgänge möglich sind. Eine effiziente Steuerung des Triebstrangs wählt diese Betriebspunkte so, dass im Durchschnitt ein hoher Wirkungsgrad erreicht wird.

Neben der Effizienz spielt für die Triebstrangstrategie jedoch auch die Frequenz der gesteuerten Umschaltvorgänge eine Rolle. Umschaltungen zwischen den diskreten Zuständen des Triebstrangs sind mit einem einmaligen Energieverlust verbunden und reduzieren die Lebensdauer der Komponenten. Sind häufige Umschaltungen im Fahrzeug wahrnehmbar, können darüber hinaus auch Komfortbeeinträchtigungen die Folge sein.

Die Zugkraftforderung eines Fahrzeugs ist im Realbetrieb starken Schwankungen unterworfen. Ein konsequentes Ansteuern der jeweils optimalen Betriebspunkte im Triebstrang führt aus diesem Grund im Allgemeinen zu einer inakzeptabel hohen Frequenz von Schaltvorgängen. Herkömmliche Systeme zur automatischen Steuerung arbeiten aus diesem Grund mit Hysteresen, die sich jedoch negativ auf die Effizienz auswirken [3]. So schaltet ein automatisches Getriebe beispielsweise erst, wenn ein ausreichender Abstand von relevanten Drehzahl- und Momentengrenzen erreicht ist.

Das Ziel der vorausschauenden optimalen Triebstrangsteuerung besteht darin, den Triebstrang so zu steuern, dass sowohl der durchschnittliche Wirkungsgrad als auch die Anzahl notwendiger Schaltvorgänge optimiert werden [74, 100]. Dabei sind die aktuelle und künftige Zugkraftforderungen zu berücksichtigen.

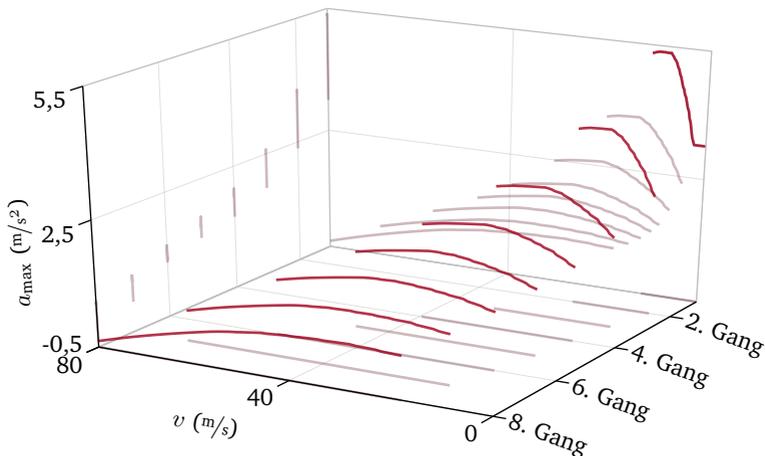


Abbildung 4.4: Maximal erreichbare Beschleunigung a_{\max} auf ebener, gerader Strecke in Abhängigkeit von eingelegtem Gang und Geschwindigkeit v eines Beispielfahrzeugs

4.2.1 Randbedingungen

Abhängig von Geschwindigkeit und geforderter Beschleunigung des Fahrzeugs führen in der Regel nicht alle Zustände des Triebstrangs zu gültigen Betriebspunkten. So lassen beispielsweise Drehzahlgrenzen des Motors im Getriebe geschwindigkeitsabhängig nur gewisse Gänge zu. Umgekehrt unterliegt die mögliche Zugkraft Einschränkungen, die vom Zustand des Triebstrangs abhängen. Diese wechselseitigen Abhängigkeiten sind bei der Planung von Geschwindigkeits- und Triebstrangstrategie zu berücksichtigen. Abbildung 4.4 zeigt beispielhaft die maximal mögliche Beschleunigung eines Fahrzeugs auf ebener, gerader Strecke in Abhängigkeit von Geschwindigkeit und Gang.

4.2.2 Zustandsraum

Für die vorausschauende Triebstrangsteuerung sind folgende Komponenten relevant und durch Modelle abgebildet:

Motor Der Leistungsbedarf des Motors in verschiedenen Betriebspunkten wird über ein Kennfeld abgebildet. Wird im Schubbetrieb ein drehzahlabhängiges negatives Schleppmoment unterschritten, kann die Kraftstoffzufuhr zum Motor abgeschaltet werden. Dieses Schleppmoment wird, wie auch das maximale Antriebsmoment des Motors, durch eine drehzahlabhängige Kennlinie abgebildet. Der Motor kann bei einigen Fahrzeugen im Freilauf oder bei Hybridfahrzeugen für rein elektrisches Fahren vorübergehend abgeschaltet werden.

E-Maschine Hybridfahrzeuge sind mit einer elektrischen Maschine ausgerüstet, die den Verbrennungsmotor unterstützen oder ihm ein zusätzliches Moment aufprägen kann, um die Hybridbatterie des Fahrzeugs zu laden. Die Verluste, die in der elektrischen Maschine anfallen, werden durch ein Kennfeld abgebildet.

Getriebe Der Wirkungsgrad des Getriebes wird für jeden Gang durch ein drehzahl- und momentenabhängiges Kennfeld modelliert. Bei entsprechend ausgerüsteten Fahrzeugen ist zusätzlich ein Freilauf-Betrieb mit geöffneter Kupplung möglich.

Für die vorausschauende Triebstrangplanung ergibt sich der Systemzustand \mathbf{x} zu:

$$\mathbf{x}(t) = \begin{bmatrix} g(t) \\ o(t) \end{bmatrix} \quad (4.5)$$

Der Getriebezustand $g(t)$ beschreibt dabei den aktuell eingelegten Gang bzw. Freilauf: $g(t) \in \{1, \dots, N_{\text{gears}}, \text{coast}\}$. Der Motorzustand $o(t) \in \{\text{on}, \text{off}\}$ beschreibt, ob der Verbrennungsmotor im Normalbetrieb läuft oder im Freilauf bzw. bei Hybridfahrzeugen für rein elektrisches Fahren abgeschaltet ist.

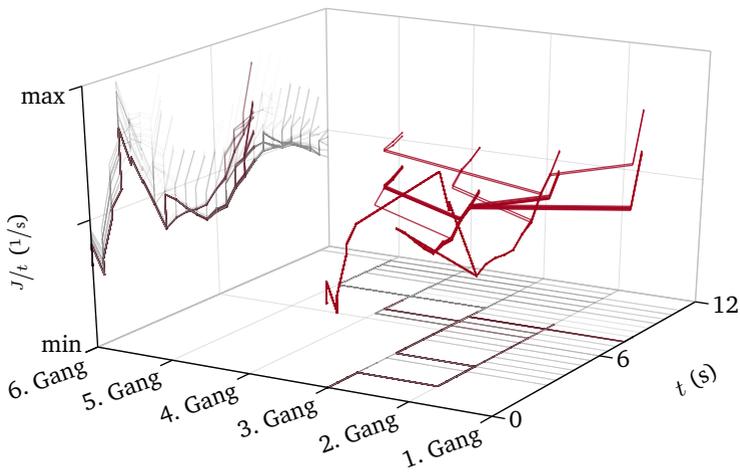


Abbildung 4.5: Verlauf der gewählten Gänge und durchschnittlichen Kosten J/t aller Trajektorienkandidaten einer Strategieplanung. Die Trajektorien des Zeitschritts $t = 8$ s sind zur Verdeutlichung hervorgehoben.

4.2.3 Zielfunktion

Die Zielfunktion zur Bewertung der Triebstrangstrategie setzt sich aus zwei wesentlichen Termen zusammen:

Energiebedarf Das notwendige Antriebsmoment ergibt sich aus der geforderten Zugkraft, dem eingelegten Gang g sowie den rotatorischen Trägheiten und Verlusten im Triebstrang. Bei Hybridfahrzeugen verteilt sich das Gesamtmoment auf den elektrischen und verbrennungsmotorischen Antrieb, wobei die Aufteilung von der Hybridsteuerung vorgegeben wird. Der Leistungsbedarf beider Antriebe ergibt sich entsprechend 4.2.2 aus dem Triebstrangmodell.

Umschaltvorgänge Für jeden diskreten Übergang zwischen Triebstrangzuständen sind sowohl energetische als auch Komfort- und Lebensdaueraspekte zu betrachten. Deren Kosten wirken sich einmalig auf die Trajektorienbewertung aus.

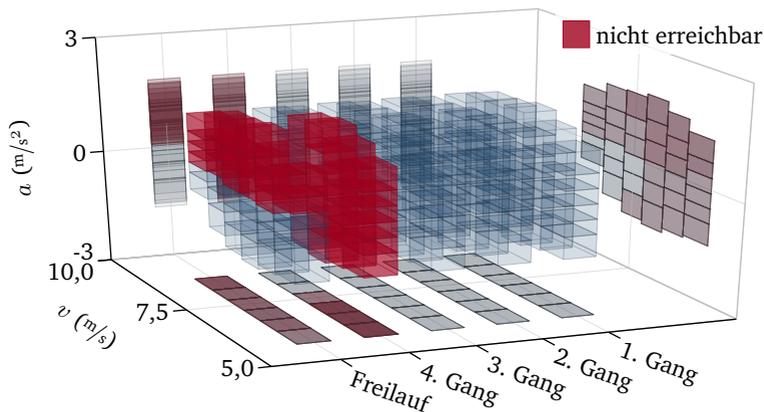
Insgesamt ergibt sich für die Bewertung der Triebstrangstrategie damit die in Abbildung 4.5 dargestellte Charakteristik: Zustandswechsel führen zunächst zu einem Anstieg der Trajektorienkosten und machen sich dann gegebenenfalls über die Zeit durch eine günstigere energetische Bewertung bezahlt.

4.2.4 Längsführung und Triebstrangstrategie

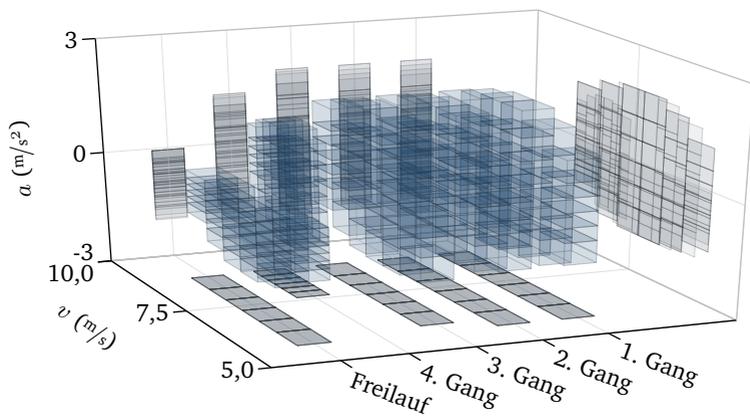
In der kombinierten Planung von Geschwindigkeits- und Triebstrangstrategie müssen die in Abbildung 4.4 dargestellten, wechselseitigen Zustandsbeschränkungen beider Systemmodelle berücksichtigt werden. Dies betrifft auch die Berechnung von Boxen im kombinierten Zustandsraum beider Modelle.

Abbildung 4.6a zeigt einen naheliegenden Ansatz zur Kombination von Geschwindigkeits- und Triebstrangboxen: Die im *Heatmap*-Verfahren (siehe 3.3.3) berechneten Zustandsboxen des Geschwindigkeitsmodells werden für jede Box des Triebstrangmodells wiederholt. Da nicht der gesamte Zustandsraum erreichbar ist, können nicht alle Zustandsboxen belegt werden. So werden bei niedrigen Geschwindigkeiten im 4. Gang die Drehzahlgrenzen verletzt, während im Freilaufbetrieb nicht alle Beschleunigungen erreicht werden.

Die Zustandsboxen des Geschwindigkeitsmodells werden besser ausgenutzt, wenn die *Heatmap*, wie in Abbildung 4.6b dargestellt, für jede Triebstrangbox unter Berücksichtigung der entsprechenden Steuergrenzen gesondert berechnet wird. In nicht erreichbaren Bereichen des Zustandsraums werden dann keine Boxen erstellt. Der im Vergleich zur einfachen Wiederholung höhere Berechnungsaufwand wird dabei durch eine höhere Suchgenauigkeit aufgewogen.



(a) Gleichförmige Verteilung der Zustandsboxen: Nicht alle Bereiche des kombinierten Zustandsraums werden erreicht.



(b) Gesonderte Berechnung der Heatmap für jeden Triebstrangzustand

Abbildung 4.6: Strukturierung des Zustandsraums durch Boxen bei kombinierter Berechnung von Geschwindigkeits- und Triebstrangstrategie

4.3 Hybridsteuerung

Ein Hybridfahrzeug zeichnet sich gegenüber konventionell betriebenen Fahrzeugen durch einen zusätzlichen Antrieb und Energiespeicher aus. Die häufigste Variante ist das hybridelektrische Fahrzeug (*Hybrid Electric Vehicle*, HEV), in dem ein Verbrennungsmotor mit einem Elektromotor und einer Batterie kombiniert wird. HEVs mit einer nennenswerten Reichweite im rein elektrischen Betrieb und einer externen Lademöglichkeit werden als *Plug-In-Hybridfahrzeuge* (PHEV) bezeichnet. Im Folgenden wird von einer *parallelen* PHEV-Antriebstopologie ausgegangen, bei der Elektro- und Verbrennungsmotor durch eine Trennkupplung verbunden sind.

In Bremsphasen kann die kinetische Energie der Fahrzeugbewegung beim PHEV innerhalb gewisser Grenzen in die Batterie zurückgespeist werden. Wird nur eine geringe Zugkraft gefordert, ist es in der Regel sinnvoll, den Verbrennungsmotor abzuschalten und vorübergehend ausschließlich den Elektromotor zu nutzen. Um die Hybridbatterie zu laden, kann die Last des Verbrennungsmotors erhöht werden, indem die elektrische Maschine ein Lademoment stellt. In der Regel zielt man hierbei darauf ab, den Betriebspunkt des Motors in einen effizienteren Bereich zu verschieben. Umgekehrt kann die elektrische Maschine genutzt werden, um den Verbrennungsmotor zu entlasten. Die Wahl zwischen diesen Modi erfolgt im Allgemeinen durch eine heuristische Hybridsteuerung, die darauf abzielt, die erforderlichen Zugkräfte möglichst effizient bereitstellen zu können [37, 119].

Ziel der vorausschauenden Hybridsteuerung ist es, die in der Hybridbatterie gespeicherte Energie unter Berücksichtigung der vorausliegenden Zugkraftforderung und Triebstrangstrategie optimal zu nutzen [8, 27, 44, 104, 105, 127, 131, 145]. Dabei wird angestrebt, die Komponenten des hybridisierten Triebstrangs mit optimalem Wirkungsgrad zu betreiben und die Zahl erforderlicher Umschaltvorgänge im Triebstrang zu begrenzen.

4.3.1 Randbedingungen

Eine offensichtliche Randbedingung für die Planung einer Hybridstrategie ist zunächst, dass der Ladezustand (*State-of-Charge*, SOC) der Hybridbatterie den zulässigen Betriebsbereich weder unter- noch überschreiten kann.

Insbesondere bei *Plug-In*-Hybridfahrzeugen mit einer großen Batteriekapazität ist für die Berechnung einer Optimalstrategie ein sehr langer Zeithorizont notwendig. Wegen der begrenzten Verfügbarkeit von Vorausschautdaten ist die Berechnung einer Längsführungs- und Triebstrangstrategie auf diesem Horizont nicht sinnvoll. In diesem Fall ist eine sogenannte *Long Range*-Hybridstrategie erforderlich, die in erster Linie aus statistischen Daten abgeleitet und bis zum Fahrtziel berechnet wird. Methoden zur Planung einer solchen Strategie werden beispielsweise in [131] diskutiert; ihre Existenz wird im Folgenden vorausgesetzt. Aufgabe der Hybridsteuerung ist es, diese grobe Vorgabe im Nahbereich effizient umzusetzen und dabei die zusätzlichen Freiheitsgrade zu nutzen, die sich in Verbindung mit einer vorausschauenden Geschwindigkeits- und Triebstrangplanung ergeben. Die *Long Range*-Strategie gibt daher einen Ziel-SOC vor, der am Ende des Planungshorizonts einzuhalten ist.

Änderungen des SOC unterliegen Einschränkungen, die sich aus dem Zusammenspiel der beteiligten Triebstrangkomponenten ergeben. Zunächst beschränken die Leistungsgrenzen von Elektromotor und Batterie den zulässigen SOC-Gradienten. Darüber hinaus wird die Leistung der elektrischen Maschine durch die Grenzen des zulässigen Moments am Maschinenausgang eingeschränkt. Diese ergeben sich wiederum aus der geforderten Zugkraft, dem Zustand des Triebstrangs und dem drehzahlabhängigen Maximalmoment des Verbrennungsmotors. Ist dieser abgekoppelt ($o = \text{off}$), wird die Batterieleistung direkt durch Zugkraftforderung und Triebstrangzustand bestimmt.

4.3.2 Zustandsraum und Zielfunktion

Steuergröße der Hybridstrategie ist das Moment der elektrischen Maschine $T_e(t)$. Da das erforderliche Antriebsmoment $T_g(t)$ durch Geschwindigkeits- und Triebstrangstrategie bereits bekannt ist, wirkt sich $T_e(t)$ auf den Verlauf des Antriebsmoments aus, das vom Verbrennungsmotor gefordert wird.

Der Zustand des Verbrennungsmotors $o(t) = \{\text{on, off}\}$ wird bereits durch die Triebstrangstrategie gesteuert. Für die Hybridstrategie ist daher lediglich der Ladezustand der Batterie $h(t)$ als neuer kontinuierlicher Systemzustand einzuführen, der in der Optimierung zweckmäßigerweise normiert wird. Der Verlauf von $h(t)$ berücksichtigt damit die nutzbare Kapazität der Batterie C_B , das elektrische Moment T_e , die Motordrehzahl ω sowie die Wirkungsgrade von Batterie μ_B und elektrischer Maschine μ_e . Diese können durch von T_e , ω und h abhängige Kennfelder abgebildet werden:

$$x(t) = h(t) \in [0, 1] \quad (4.6)$$

$$\dot{x}(t) = \dot{h}(t) = \frac{-T_e \omega}{\mu_B \mu_e C_B} \quad (4.7)$$

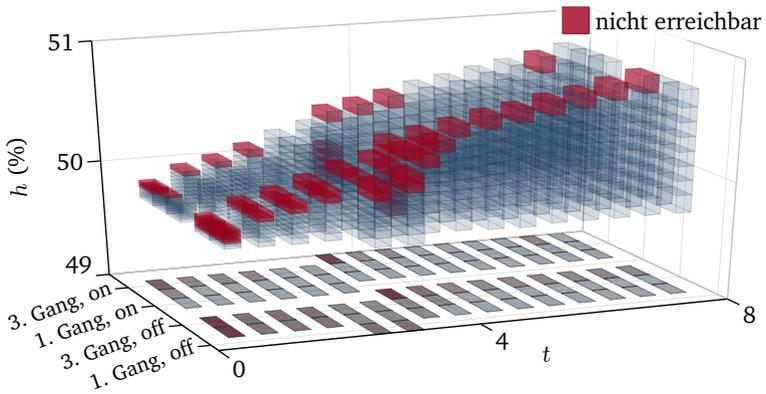
Da sich das elektrische Moment $T_e(t)$ auf das vom Verbrennungsmotor geforderte Moment auswirkt, wird der Einfluss der Hybridstrategie auf den Kraftstoffverbrauch bereits durch das Triebstrangmodell (siehe 4.2.3) berücksichtigt. Da weiterhin ein Ziel-SOC h_f durch die *Long Range*-Strategie vorgegeben wird, ist eine gesonderte Bewertung der in der Hybridbatterie gespeicherten Energie nicht notwendig: Alle Trajektorien beginnen im Ausgangszustand h_0 und enden im Zielzustand h_f . Die Bewertung aller möglichen Strategien über dem gesamten Optimierungshorizont muss damit identisch sein. Eine Bewertung von $h(t)$ in der Zielfunktion ist dennoch sinnvoll, um eine ausgewogene Auswahl zwischen konkurrierenden Zielzuständen innerhalb einer Zustandsbox zu ermöglichen.

4.3.3 Triebstrang- und Hybridstrategie

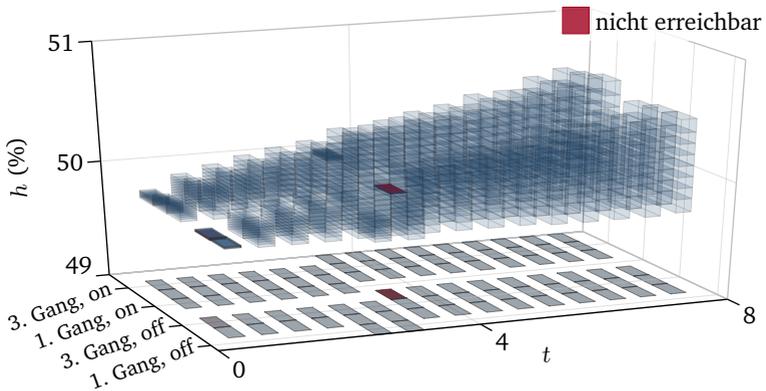
Da elektrische Maschine und Hybridbatterie Komponenten des Triebstrangs sind, ist die Planung von Hybrid- und Triebstrangstrategie eng miteinander verzahnt. Wegen ihrer Wechselwirkungen ist es sinnvoll, beide Strategien in einer kombinierten Planung zu betrachten. Der Zustandsraum von Geschwindigkeits- und Triebstrangplanung wird dafür um die Zustandsgröße der Batterieladung $h(t)$ erweitert. Analog zu 4.2.4 müssen in diesem Raum Zustandsboxen berechnet werden.

Es liegt zunächst nahe, die Zustandsboxen der Hybridstrategie ohne Berücksichtigung anderer Zustände über eine *Heatmap* zu berechnen. Abbildung 4.7a zeigt den kombinierten Zustandsraum der ersten acht Sekunden einer solchen Planung. Für jede der dargestellten o, g, h -Boxen existiert ein System von s, v, a -Boxen der Strategie für die Längsführung, die nicht gezeigt werden. Insbesondere bei abgekoppeltem Verbrennungsmotor ($o = \text{off}$) führt die gleichförmige Verteilung dazu, dass nicht alle Boxen durch Zustände erreicht werden. Als *nicht erreichbar* gilt eine o, g, h -Box dabei, wenn keine der zugehörigen s, v, a -Boxen belegt werden kann.

Die Erreichbarkeit nimmt erheblich zu, wenn die Boxen der Hybridstrategie, wie in Abbildung 4.7b dargestellt, für jede Zustandsbox der Triebstrangplanung gesondert über eine *Heatmap* berechnet werden. Dabei werden die Einschränkungen, die im Zielzustand der o, g -Box bestehen, mit berücksichtigt. Neben dem Triebstrang-Zielzustand hängt der erreichbare SOC-Bereich auch von der Zugkraftforderung ab. Deren Grenzen ergeben sich wiederum aus denen der s, v, a -Zustandsboxen. Daher werden auch in Abbildung 4.7b einige Boxen erstellt, die nicht erreicht werden können. Um eine vollständige Erreichbarkeit zu gewährleisten, müsste die *Heatmap*-Berechnung für jede o, g, s, v, a -Zustandsbox gesondert durchgeführt werden. Der dafür anfallende Berechnungsaufwand wird durch die marginal höhere Suchgenauigkeit jedoch nicht aufgewogen.



(a) Gleichförmige Verteilung der h -Zustandsboxen: Nicht alle Bereiche des Zustandsraums werden erreicht.



(b) Gesonderte Berechnung der Hybridstrategie-Zustandsboxen für jede Box der Triebstrangstrategie

Abbildung 4.7: Strukturierung des kombinierten Zustandsraums von Triebstrang- und Hybridstrategieplanung durch Boxen

4.4 Querführung

Spurhalteassistenten mit aktivem Lenkeingriff, sogenannte *Lane-Keeping-Support* (LKS)-Systeme, sind bereits seit längerer Zeit in Serienfahrzeugen erhältlich [141]. Diese Systeme korrigieren den Kurs des Fahrzeugs durch automatische Lenkeingriffe, wenn ein unbeabsichtigtes Verlassen der Fahrspur droht. Ihr Einsatzbereich bleibt allerdings im Wesentlichen auf Autobahnen und gut ausgebaute Landstraßen mit geringer Fahrbahnkrümmung beschränkt [141]. Grund sind Einschränkungen der verfügbaren Aktorik: Da ein Querregelssystem auch im Fehlerfall durch den Fahrer beherrschbar bleiben muss, ist die mögliche Dynamik der Lenkeingriffe begrenzt [73, 111]. Um auch engere Kurven automatisch durchfahren zu können, ist daher eine Reduktion der Fahrzeuggeschwindigkeit notwendig; eine Erweiterung der automatisierten Querregelung auf Landstraßen erfordert also eine gekoppelte Längs- und Querregelung.

Ziel der automatisierten Querregelung ist ein komfortables Regelverhalten. Dazu gehören neben dem subjektiven Sicherheitsempfinden der Fahrzeuginsassen geringe Querbeschleunigungen und ein geringer Querruck. Zusätzlich ist das Fahrzeug so zu regeln, dass nur geringe Geschwindigkeitseinschränkungen notwendig sind, um dem Verlauf der Straße zu folgen.

Die vorausschauende Querregelung soll alle verfügbaren Vorausschauinformationen nutzen, um bezüglich dieser Kriterien ein optimales Regelverhalten zu erreichen. Ihr Potential ergibt sich aus der Möglichkeit, das Fahrzeug bei Kenntnis des vorausliegenden Streckenverlaufs vorausschauend so auszurichten, dass Kurven optimal durchfahren werden können. Dafür ist die verfügbare Fahrbahnbreite so zu nutzen, dass das Fahrzeug dem Straßenverlauf mit geringer Krümmung und Krümmungsänderungsrate folgt, ohne der Fahrbahnbegrenzung unzulässig nahe zu kommen.

4.4.1 Fahrzeugmodell

Eine genaue Modellierung der dynamischen Reaktion eines Fahrzeugs auf Steuereingaben an der Lenksäule erfordert eine große Zahl von Zustands- und Eingangsgrößen. In einer vorausschauenden Echtzeit-Strategieplanung ist sie daher nur schwer beherrschbar. Für die Berechnung der Optimalsteuerstrategie ist deshalb eine vereinfachte Beschreibung des Fahrzeugverhaltens notwendig. Da sich die automatische Fahrregelung immer weit innerhalb der dynamischen Grenzen des Fahrzeugs bewegen soll, sind drei vereinfachende Annahmen zulässig [90]:

1. Der Schwerpunkt des Fahrzeugs liegt auf Höhe der Fahrbahn, die Änderungen der Radlasten in Kurvenfahrten können also vernachlässigt werden. Die Vorder- und Hinterräder des Fahrzeugs können damit jeweils als Einheit betrachtet werden.
2. Die Reifenseitenkräfte sind proportional zum Schräglaufwinkel, es liegt also ein lineares System vor. Diese Annahme ist gültig, wenn der Kraftschluss zwischen Rädern und Straße nicht ausgereizt wird.
3. Der Einschlagwinkel des Lenkrads ändert sich nicht ruckartig, es genügt also eine quasistatische Betrachtung der Fahrzeugdynamik.

Diese Vereinfachungen reduzieren den Zusammenhang zwischen den Steuereingaben am Lenkrad und der Fahrzeugbewegung auf ein lineares, quasistatisches *Einspurmodell* [90, 102]. Die Gierrate $\dot{\psi}$ des Fahrzeugs ergibt sich damit in Abhängigkeit von Lenkradwinkel δ_L und Geschwindigkeit v zu:

$$\dot{\psi}(\delta_L, v) = \frac{\delta_L}{i_L} \left(\frac{v}{l + v^2 E} \right) \quad (4.8)$$

$$E = m \frac{c_{\alpha H} l_H - c_{\alpha V} l_V}{c_{\alpha V} c_{\alpha H} l} \quad (4.9)$$

Dabei ist i_L die Lenkübersetzung, m die Masse, E der sogenannte Eigenlenkgradient und $l = l_V + l_H$ der Radstand des Fahrzeugs. Die Größen l_V und l_H bezeichnen den Abstand von Vorder- und Hinterachse zum Fahrzeugschwerpunkt, $c_{\alpha V}$ und $c_{\alpha H}$ jeweils die Seitenkraftbeiwerte der Räder an Vorder- und Hinterachse.

Dieses vereinfachte Modell ist in der Strategieplanung gut zu beherrschen. Da sich die Dynamik aus der Kombination von Fahrzeug und Fahrbahn ergibt, ist bei der Vorhersage der Fahrzeugbewegung grundsätzlich mit Unsicherheiten zu rechnen. So wirken sich beispielsweise auch die Beschaffenheit und eine eventuelle Neigung der Fahrbahnoberfläche auf die Fahrdynamik aus. Informationen über die Fahrzeugumgebung sind in dieser Granularität jedoch im Allgemeinen nicht verfügbar. Die relativ geringen Vereinfachungen am Fahrzeugmodell fallen vor diesem Hintergrund nicht ins Gewicht [48].

Werden der Verlauf der Fahrzeuggeschwindigkeit $v(t)$ vereinfachend als stückweise konstant und der Verlauf des Lenkradwinkels $\delta_L(t)$ als stückweise linear angenommen, kann die Fahrzeugbewegung als Verkettung von Klothoidensegmenten, also Kurvenstücken mit einem linearen Krümmungsverlauf, beschrieben werden. Für deren Berechnung sind die FRESNEL'schen Integrale auszuwerten:

$$F_x(s) = \int_0^s \cos^2(x) \, dx \quad (4.10a)$$

$$F_y(s) = \int_0^s \sin^2(x) \, dx \quad (4.10b)$$

Dafür stehen diverse Näherungsverfahren zur Verfügung [16, 49, 88, 89]; im Bereich kleiner Krümmungen erzielt eine TAYLOR-Näherung die besten Ergebnisse. Eine Klothoide mit beliebigen Anfangs- und Endkrümmungen kann durch eine Ähnlichkeitstransformation auf die Einheitsklothoide (4.10) zurückgeführt werden.

4.4.2 Randbedingungen

Für die Planung der vorausschauenden Querregelstrategie sind drei Klassen von Randbedingungen zu berücksichtigen:

Quereschleunigung und -ruck Da sowohl Gradienten als auch Absolutwerte des Lenkmoments begrenzt sind, gelten Einschränkungen für Krümmung und Krümmungsänderung der geplanten Bahntrajektorie. Diese hängen von der Geschwindigkeit $v(t)$ des Fahrzeugs ab.

Fahrbahnbegrenzung Es ist offensichtlich, dass die geplante Optimalstrategie die vorgesehene Fahrbahn nicht verlassen darf. Zur Vereinfachung der Berechnung wird das Fahrzeug als Punkt betrachtet und die seitlichen Fahrbahnbegrenzungen werden jeweils um die halbe Fahrzeugbreite versetzt [42].

Räumen der Fahrspur Wird auf mehrspurigen Straßen ein Spurwechsel angefordert, werden die Fahrbahngrenzen für die Bahnplanung in Richtung der Zielspur erweitert. Die Anforderung, die aktuelle Fahrspur zu verlassen, wird als Sperrbereich im Zustandsraum modelliert. Auf diesen wird mit geringeren Steuergrenzen reagiert als auf die äußeren Fahrbahnbegrenzungen.

Abbildung 4.8 zeigt die Randbedingungen für die Strategieplanung der Querführung am Beispiel eines Spurwechsels auf einer gekrümmten Straße. Für die Fahrzeugposition ergeben sich aus dem Verlauf der Fahrbahn explizite Zustandsbeschränkungen; die Fahrzeugrichtung φ wird durch Einschränkungen für Quereschleunigung und -ruck implizit begrenzt.

Die genaue Auswertung dieser Randbedingungen ist mit einem relativ hohen Berechnungsaufwand verbunden. Für die Strategieplanung der Querregelung erweist sich deshalb die in 3.2.3 beschriebene Kombination einer approximativen Berechnung der zulässigen Steuergrößen mit Strafkosten für Zustandsverletzungen als zielführend.

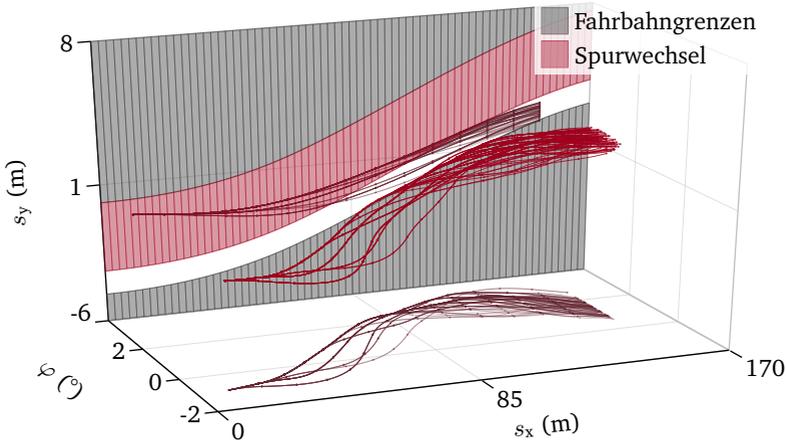


Abbildung 4.8: Randbedingungen der Strategieplanung am Beispiel eines Spurwechsels auf einer gekrümmten Straße. Die Einschränkungen für die Fahrzeugrichtung φ ergeben sich implizit aus den Einschränkungen für die Position s_y sowie der zulässigen Bahnkrümmung und Krümmungsänderung.

4.4.3 Zustandsraum

Für die Querregelung ergibt sich – analog zu 4.1.2 – die zeitliche Ableitung des Lenkradwinkels $\dot{\delta}_L$ als begrenzte Steuergröße. Bei gegebenem Geschwindigkeitsverlauf $v(t)$ ist es zweckmäßig, zur Vereinfachung der Berechnung den Querruck $\iota(t)$ als zeitliche Ableitung der Bahnkrümmung $\kappa(t)$ einzuführen. Er ergibt sich aus dem Einspurmodell (4.8). Die für die Optimierung relevanten Zustandsgrößen sind damit die Bahnkrümmung $\kappa(t)$, die Fahrtrichtung $\varphi(t)$ sowie die x - und y -Position des Fahrzeugs in der Ebene $s_x(t)$ und $s_y(t)$.

Mit Blick auf den *Fluch der Dimensionen* ist ein vierdimensionaler Zustandsraum für die Querregelstrategie nicht wünschenswert. Ein geeigneter Ansatz zur Vereinfachung des Problems ist die Annahme, dass sich das Fahrzeug in guter Näherung parallel zur Straße bewegt. Beim Einsatz der Querregelung treten zwischen der Fahrtrichtung des Fahrzeugs und der Fahrbahnrichtung also nur kleine Relativwinkel auf. Bei gegebenem Geschwindigkeitsverlauf $v(t)$ befinden sich zu einem Zeitpunkt t entsprechend alle Zustände relativ zur Straße an der gleichen Längsposition; eine gesonderte Betrachtung von $s_x(t)$ wird unnötig.

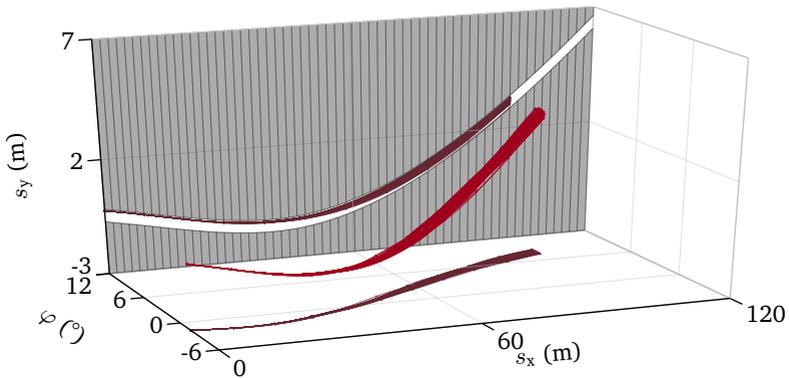
Der Systemzustand \mathbf{x} der Querregelstrategie ergibt sich damit zu:

$$\mathbf{x}(t) = \begin{bmatrix} s_y(t) \\ \varphi(t) \\ \kappa(t) \end{bmatrix} \quad (4.11)$$

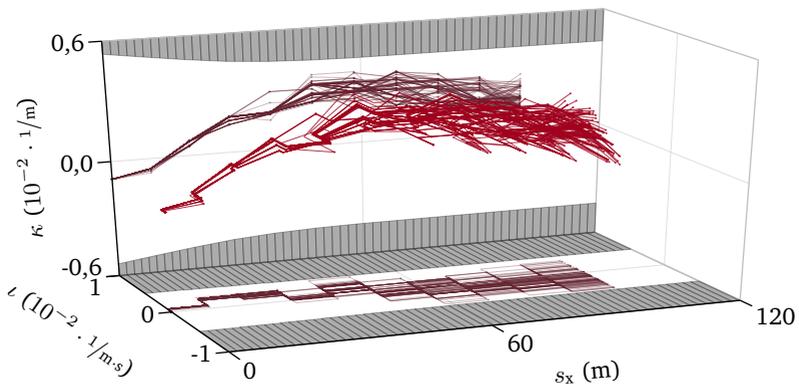
Ähnlich wie bei der Strategieplanung für die Längsregelung liegt es nahe, den Querruck $\iota(t)$ für die zeitliche Diskretisierung der Strategie als stückweise konstante Funktion anzunehmen. Während sich für den linearen Zusammenhang zwischen $\iota(t)$, $\kappa(t)$ und $\varphi(t)$ sowohl die zeitdiskrete als auch die zeitkontinuierliche Zustandsübergangsfunktion direkt ergeben, sind für die Berechnung des Verlaufs von $s_y(t)$ geeignete Annahmen zu treffen.

Unter Berücksichtigung der Genauigkeit des verfügbaren Umgebungs- und Fahrzeugmodells hat sich hier eine Näherung als zielführend erwiesen, die annimmt, dass auf dem relevanten Horizont relativ zur Ausgangslage des Fahrzeugs nur kleine Winkel auftreten. Die diskretisierte Übergangsfunktion vereinfacht sich damit für einen Wegschritt Δs zu:

$$\mathbf{x}_{n+1} - \mathbf{x}_n = \begin{bmatrix} 0 & \Delta s & 1/2 \Delta s^2 \\ 0 & 0 & \Delta s \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \mathbf{x}_n + \begin{bmatrix} 1/6 \Delta s^3 \\ 1/2 \Delta s^2 \\ \Delta s \end{bmatrix} u_n \quad (4.12)$$



(a) Fahrzeugposition s_y und Bahnrichtung φ . Die Zustandsbegrenzungen für φ ergeben sich implizit aus dem Fahrbahnverlauf und den Steuergerenzen.



(b) Bahnkrümmung κ und Steuergröße l . Die Zustands- und Steuerbegrenzungen ergeben sich aus der Fahrzeuggeschwindigkeit $v(t)$.

Abbildung 4.9: Zustandsraum, Randbedingungen und Trajektorienkandidaten der Strategieplanung für die Querregelung

Fehler, die sich beispielsweise in scharfen Kurven ergeben, werden durch eine zyklische Neuberechnung der Strategie korrigiert. Der resultierende Zustandsraum ist in Abbildung 4.9 dargestellt.

4.4.4 Zielfunktion

Ziele der automatisierten Querführung sind ein komfortables Regelverhalten, ein hohes subjektives Sicherheitsempfinden der Fahrzeuginsassen sowie eine möglichst geringe Einschränkung der zulässigen Geschwindigkeit in engen Kurven. In der Zielfunktion werden diese Kriterien über drei Kostenterme abgebildet:

Querruck und -beschleunigung Dem Ziel eines komfortablen Verlaufs der Steuergrößen wird durch eine quadratische Bewertung von Querruck und Querbeschleunigung Rechnung getragen. Eine hohe Dynamik in der Querführung wird von den Fahrzeuginsassen als unsouveränes und unkomfortables Verhalten wahrgenommen. Sie wirkt sich darüber hinaus auch negativ auf das subjektive Sicherheitsempfinden aus.

Spurlage Um mit Blick auf andere Verkehrsteilnehmer ein möglichst souveränes Systemverhalten zu erzielen, werden sowohl große Abweichungen zwischen geplanter Bahn und Spurmitte als auch große Relativwinkel des Fahrzeugs zur Fahrbahnrichtung negativ bewertet. So wird erreicht, dass das Fahrzeug einen möglichst großen Abstand zu Fahrzeugen auf Nebenspuren anstrebt und sich im Verkehr unauffällig verhält. Zusätzlich sind hier Toleranzbereiche vorgesehen, die kleine Korrekturmanöver von der Bewertung ausnehmen.

Zulässige Geschwindigkeit Zuletzt wird in der Zielfunktion auch die maximal zulässige Geschwindigkeit entlang der Bahn bewertet. Dieses Kriterium greift an Stellen, an denen die maximale Längsgeschwindigkeit der geplanten Bahnkurve die zulässige Geschwindigkeit ohne Querführung unterschreitet.

5 Fahrerassistenzsystem für vorausschauendes Fahren

Die vorausschauende optimale Fahrregelung soll in Form eines Fahrerassistenzsystems umgesetzt werden, das eine automatische Längs- und Querführung unter Berücksichtigung der unmittelbaren und vorausliegenden Fahrzeugumgebung anbietet.

Neben einem Bedien- und Anzeigekonzept ist dafür in erster Linie eine Umfelderkennung erforderlich, aus der die für die vorausschauende Regelung notwendigen Informationen abgeleitet werden. In der prototypischen Umsetzung wird dafür auf Seriensensoren zurückgegriffen, deren Daten mit Navigationskarten fusioniert werden, die ebenfalls in Serie verfügbar sind.

Darüber hinaus ist eine Systemarchitektur erforderlich [29, 75], in der die in den Kapiteln 2, 3 und 4 erarbeiteten Konzepte umgesetzt sind. Die Implementierung setzt sich aus drei Ebenen zusammen, in denen Strategie- und Stabilisierungsplanung sowie die Bedienung der Fahrzeugschnittstellen umgesetzt sind.

Das System wird auf einem Industrie-PC implementiert und in die Vernetzung der Serienkomponenten im Versuchsfahrzeug eingebunden. Dafür ist ein Echtzeit-Gateway notwendig, das zwischen der weichen Echtzeitfähigkeit des Fahrerassistenzsystems und den harten Echtzeitanforderungen der Fahrzeugkomponenten vermittelt.

5.1 Funktionsausprägung

Die optimale Regelung soll in Form eines Fahrerassistenzsystems implementiert werden, das die im Fahrzeug verfügbaren Umgebungsinformationen für eine vorausschauende Fahrweise nutzt. Es bietet zwei Automatisierungsgrade:

Längsführung Die Fahrzeuggeschwindigkeit wird automatisch geregelt und dabei vorausschauend an gesetzliche Höchstgeschwindigkeiten und den Streckenverlauf angepasst. Zusätzlich wird auf vorausfahrende Verkehrsteilnehmer reagiert, deren Verhalten unter Berücksichtigung der Streckentopologie prädiziert wird. Der Toleranzbereich zwischen minimal und maximal zulässiger Geschwindigkeit wird genutzt, um einen mit Blick auf Effizienz und Komfort optimalen Geschwindigkeitsverlauf zu erreichen. Die Steuerung des Triebstrangs und eventuell vorhandener Hybridkomponenten wird an den Verlauf der Fahrzeuggeschwindigkeit angepasst.

Integrierte Längs- und Querführung Zusätzlich zur Längs- wird auch die Querführung automatisiert. Das System nutzt im Fahrzeug vorhandene Navigationsdaten, die im Lokalbereich mit Informationen einer Fahrerassistentzkamera fusioniert werden, um die Geometrie der vorausliegenden Strecke und die Lage des Fahrzeugs in der Spur zu bestimmen. Die Fahrzeuggeschwindigkeit wird gegebenenfalls an die geringeren zulässigen Kurvengeschwindigkeiten im automatischen Fahren angepasst. Auf mehrspurigen Straßen sind vom Fahrer initiierte, automatische Spurwechsel möglich. Wird eine Fahrsituation erkannt, in der keine automatische Regelung möglich ist, wird der Fahrer zur Übernahme aufgefordert.

Die Längsführung wird über den im Fahrzeug vorhandenen Lenkstockhebel des ACC-Systems bedient. Die Bedienlogik orientiert sich an der des originalen Seriensystems. Der Wechsel von der Längsführung zur integrierten Längs- und Querführung erfolgt durch gleichzeitiges

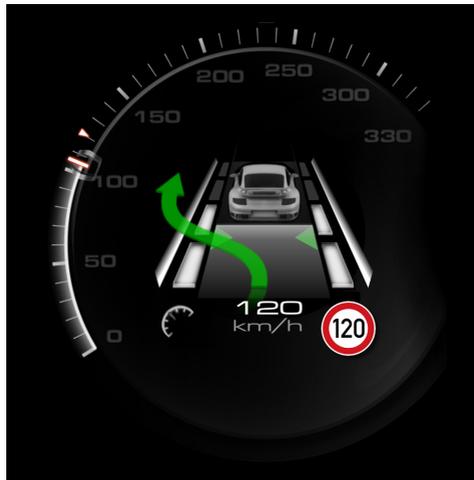


Abbildung 5.1: Statusanzeige des Fahrerassistenzsystems in integrierter Längs- und Querführung während eines automatisch durchgeführten Spurwechsels

Betätigen zweier Tasten am Lenkrad. Zur Anforderung eines Spurwechsels wird der Blinker in der entsprechenden Richtung aktiviert. Da andere Verkehrsteilnehmer, die sich hinter oder unmittelbar neben dem Fahrzeug befinden, in der prototypischen Umsetzung nicht erkannt werden können, ist zusätzlich die Bestätigung des Fahrers durch einen Lenkradimpuls erforderlich.

Informationen über den Systemzustand, erfasste vorausfahrende Fahrzeuge und das aktuelle Manöver der Querführung werden dem Fahrer im Kombiinstrument angezeigt. Abbildung 5.1 zeigt beispielhaft die Statusanzeige der integrierten Längs- und Querführung während der Durchführung eines automatisierten Spurwechsels in Folgefahrt.

5.2 Umfelderkennung

Die für die automatische Längs- und Querregelung relevanten Informationsquellen über den Zustand des Fahrzeugs und seine Umgebung können grob in drei Kategorien unterteilt werden: Im Fahrzeug hinterlegte Navigationsdaten, Echtzeitinformationen der bordeigenen Sensoren und Daten, die über Backend-Verbindungen empfangen werden. Diese Informationen unterscheiden sich bezüglich ihrer Reichweite, Aktualität und Verlässlichkeit.

5.2.1 Navigationsdaten

Eine wesentliche Informationsquelle für vorausschauende Fahrfunktionen sind statische Kartendaten der Navigationseinheit des Fahrzeugs, die um zusätzliche Attribute erweitert werden. Diese Informationen werden in der Regel in Form eines *elektronischen Horizonts* übertragen, auf den mittels eines Rekonstruktor-Moduls zugegriffen wird. Ein Beispiel hierfür ist das ADASIS-Protokoll, das Vorausschaudaten für Fahrerassistenzsysteme bereitstellt [32].

Da diese Daten direkt im Fahrzeug hinterlegt sind, kann – von Einschränkungen des Übertragungsprotokolls abgesehen – auf einen prinzipiell unbegrenzten Informationshorizont zugegriffen werden. Sie geben dabei jedoch immer nur eine Momentaufnahme zum Zeitpunkt der Kartenerstellung wieder. Ändern sich Verkehrsführung oder zulässige Höchstgeschwindigkeiten, greift die vorausschauende Regelung daher auf veraltete Daten zurück [22]. Da der im Fahrzeug verfügbare Speicher begrenzt ist, müssen die Karteninformationen komprimiert abgelegt werden; ihre Genauigkeit wird dadurch gegebenenfalls eingeschränkt. Aus diesen Gründen ist es ratsam, die Vorausschaudaten durch den Abgleich mit Informationen von Fahrzeugsensoren zu plausibilisieren.

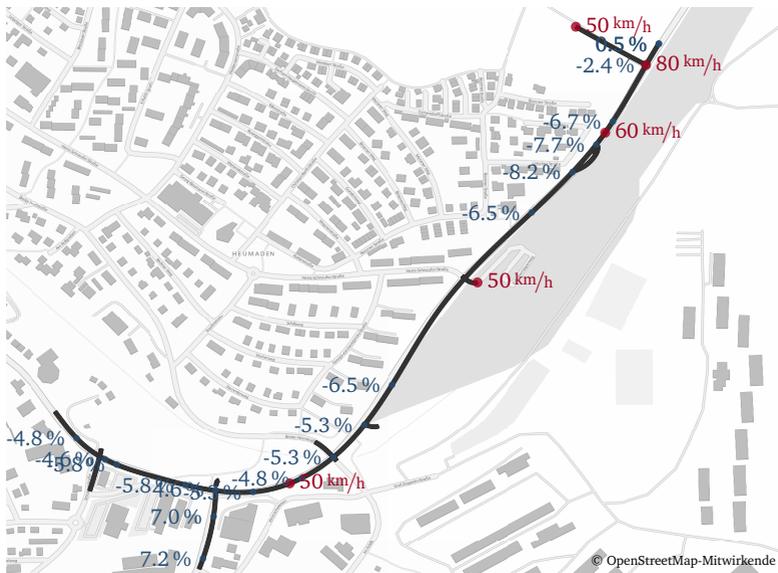


Abbildung 5.2: Visualisierung des elektronischen Horizonts während einer Ortsdurchfahrt. Zusätzlich zur Fahrbahngeometrie sind die Attribute für Geschwindigkeitsbeschränkungen (rot) und Steigungen (blau) dargestellt.

Die von der vorausschauenden Längs- und Querregelung über den elektronischen Horizont abgefragten Informationen umfassen Geschwindigkeitsbeschränkungen, die Krümmung und Steigung der Fahrbahn sowie Kreuzungen und Kreisverkehre entlang der vorausliegenden Strecke. Abbildung 5.2 zeigt beispielhaft den Horizont, der während einer Ortsdurchfahrt aufgebaut wird. Dargestellt sind neben der übertragenen Geometrie des Streckenverlaufs auch Attribute zu Steigungen und gesetzlichen Höchstgeschwindigkeiten. Die Vorausschauinformationen werden bevorzugt entlang der wahrscheinlichsten Fahrtroute bereitgestellt. Weicht das Fahrzeug von dieser ab, wird der Horizont auf der entsprechenden Nebenstrecke verlängert.

5.2.2 Fahrzeugsensorik

Neben den Informationen über die vorausliegende Strecke spielen die Daten der fahrzeugeigenen Bordsensorik die größte Rolle für die vorausschauende Fahrregelung. Da diese in Echtzeit abgerufen werden, geben sie immer den momentanen Zustand des Fahrzeugs und seiner Umgebung wieder. Wegen ihrer begrenzten Reichweite sind die Sensordaten jedoch nicht ausreichend für eine vorausschauende Regelung. Es bietet sich also an, die statischen Vorausschaudaten, die nur in einer geringeren Genauigkeit zur Verfügung stehen, mit den lokal verfügbaren, genaueren Sensordaten abzugleichen. Dafür sind Modelle notwendig, die eine Interpolation zwischen Sensor- und Vorausschaudaten ermöglichen.

In der vorausschauenden Längs- und Querregelung werden die Fahrzeugsensoren hauptsächlich für vier Aufgaben genutzt:

Messung des Fahrzeugzustands Im Fahrzeug stehen diverse Sensoren zur Verfügung, die neben der Bewegung des Fahrzeugs auch den Zustand der Triebstrangkomponenten erfassen. Eine hinter der Windschutzscheibe angebrachte Kamera ermöglicht zusätzlich die Messung von Position und Winkel des Fahrzeugs relativ zur Fahrspur.

Ableich des Fahrzeugmodells Um die Genauigkeit des Fahrzeugmodells zu erhöhen, das der Planung zugrunde liegt, werden die erwartete und tatsächliche Reaktion des Fahrzeugs auf Steuereingaben verglichen. Aus der Differenz wird eine Störungsschätzung (siehe 2.3.1) abgeleitet und für die weitere Planung berücksichtigt.

Ableich des Umgebungsmodells Zum Abgleich der Vorausschaudaten mit der realen Fahrzeugumgebung werden die für die aktuelle Fahrzeugposition vorhergesagten Größen mit Messwerten der Fahrzeugsensoren verglichen. Über die Fahrerassistenzkamera werden die Krümmung und Krümmungsänderung der

Fahrbahn sowie die aktuell gültige gesetzliche Geschwindigkeitsbeschränkung erfasst. Zusätzlich wird die Steigung der Fahrbahn gemessen. Fehlermodelle ermöglichen eine Extrapolation des aktuell ermittelten Fehlers auf die Vorausschaudaten für die unmittelbar vorausliegende Strecke.

Detektion vorausfahrender Fahrzeuge Abstand, Geschwindigkeit und Beschleunigung relevanter vorausfahrender Fahrzeuge werden durch einen Radarsensor erfasst. In der Strategieplanung wird ihr Verhalten mithilfe eines Vorausschaumodells über den Planungshorizont prädiziert.

5.2.3 Mobilfunkdaten

Zusätzlich zu Größen, die unmittelbar im Fahrzeug zur Verfügung stehen, gewinnt die Möglichkeit der Nutzung von Informationen, die aus den Daten einer größeren Fahrzeugflotte gewonnen werden, zunehmend an Bedeutung [55, 81, 95]. Vorteil dieser Informationen ist, dass sie – ähnlich wie statische Kartendaten – auf einem praktisch unbegrenzten Horizont zur Verfügung stehen. Im Gegensatz zu statischen Daten können Flottendaten über eine Mobilfunkverbindung jedoch nahezu in Echtzeit abgerufen werden [15].

Im Rahmen der vorliegenden Arbeit wurde eine prototypische Fahrzeug-zu-Infrastruktur-Verbindung implementiert. Mehrere Fahrzeuge können darüber, vermittelt durch einen Backend-Server, Informationen über ihre jeweilige Position und Geschwindigkeit sowie über mögliche Gefahrenstellen entlang der Fahrtroute austauschen. Diese Informationen werden im Empfängerfahrzeug in Relation zum aktuellen elektronischen Horizont gesetzt und können in der Geschwindigkeitsplanung berücksichtigt werden.

5.3 Systemarchitektur

Die Softwarearchitektur des Fahrerassistenzsystems ist in Abbildung 5.3 dargestellt. Das System besteht aus drei Ebenen, die innerhalb des Regelungskonzepts unterschiedliche Aufgaben übernehmen und mit unterschiedlichen Taktzeiten zyklisch ausgeführt werden:

Strategieebene Auf der Strategieebene wird die Optimalsteuerstrategie für die vorausschauende Längs- und Querverführung sowie Triebstrang- und Hybridsteuerung berechnet. Die Strategieplanung wird in einem 2-Hz-Takt aktualisiert.

Stabilisierungsebene Auf dieser Ebene werden aus den verfügbaren Informationen über die Fahrzeugumgebung die Randbedingungen für Strategie- und Stabilisierungsplanung abgeleitet. Unter Berücksichtigung dieser Randbedingungen und der Steuerstrategie werden anschließend die Stabilisierungsstrategien für Längs- und Querverführung berechnet. Die Stabilisierungsebene wird mit 10 Hz getaktet.

Steuerebene Auf der untersten Systemebene werden die Eingangsschnittstellen des Systems abgefragt und seine Ausgangsschnittstellen bedient. Zusätzlich wird hier die Störungsschätzung berechnet und die Anzeige- und Bedienlogik des Systems implementiert. Diese Aufgaben werden mit einer Frequenz von 50 Hz bearbeitet.

5.3.1 Strategieebene

Die Planung der Optimalsteuerstrategie ist die Aufgabe der vorausschauenden Fahrregelung, die mit dem höchsten Berechnungsaufwand verbunden ist. Die in Kapitel 4 vorgestellten Teilprobleme sind so umzusetzen, dass sie in Echtzeit gelöst werden können; dabei sind die Wechselwirkungen der Teilstrategien wesentlich. Wegen des *Fluchs*

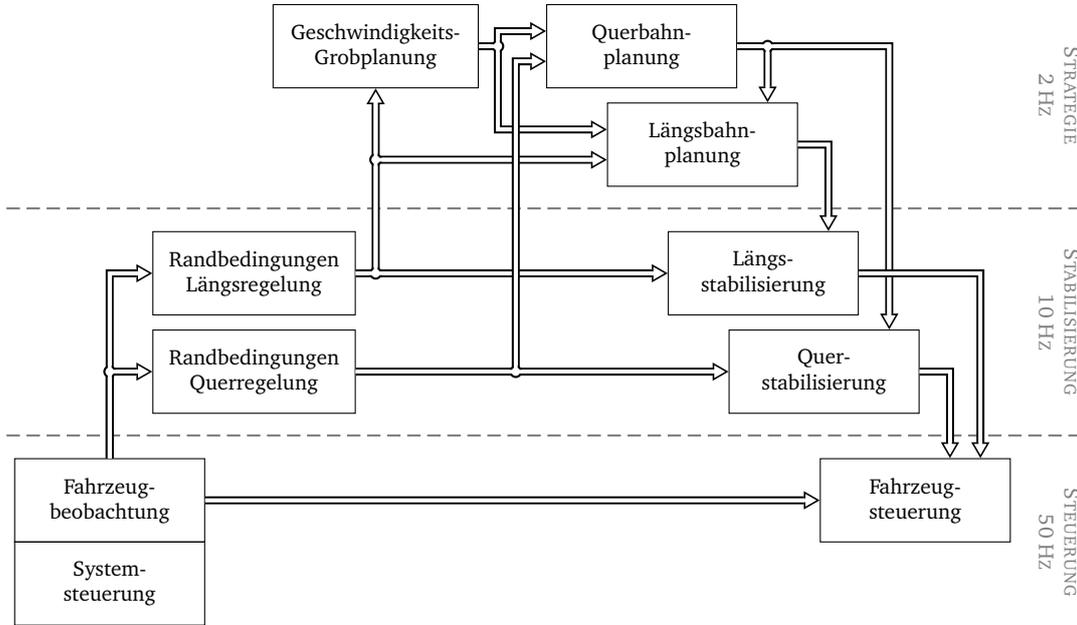


Abbildung 5.3: Softwarearchitektur der vorausschauenden Fahrregelung

der Dimensionen kann der notwendige Berechnungsaufwand durch eine Aufteilung der Teilstrategien in mehrere Optimierungsprobleme erheblich reduziert werden. Nachteil ist, dass dadurch das Vermögen des Systems beeinträchtigt wird, bezüglich aller Zielkriterien eine optimale Strategie zu finden. Während gegenläufige Ziele zweier Teilprobleme in einer kombinierten Planung optimal aufgelöst werden können, werden im Fall einer geteilten Planung durch die erste Teilstrategie „Fakten geschaffen“. Diese müssen bei der Berechnung der zweiten Strategie als Randbedingung angenommen werden und reduzieren gegebenenfalls die erreichbare Güte. Eine Aufteilung ist damit in erster Linie bei Teilproblemen sinnvoll, die nur über wenige Wechselwirkungen verfügen oder deren gegenseitige Einflüsse über Äquivalenzkosten näherungsweise abgebildet werden können.

Für die Implementierung der Strategieebene bietet sich damit eine Aufteilung der Zustandsräume für Längs- und Querführung an, da die wechselseitigen Einflüsse hier verhältnismäßig einfach zu berücksichtigen sind: Ziel der vorausschauenden Querregelung ist eine möglichst geringe Beeinflussung der Längsgeschwindigkeit; umgekehrt können die Geschwindigkeitsgrenzen der Querregelung für die Geschwindigkeitsplanung der Längsführung als Randbedingung betrachtet werden.

Die Berechnungen der Strategieebene verteilen sich auf drei Schritte, die in Abbildung 5.4 beispielhaft dargestellt sind:

Geschwindigkeits-Grobplanung Ziel des ersten Schritts ist eine schnelle Abschätzung des Geschwindigkeitsverlaufs $v_G^*(t)$, der die Einschränkungen der Umgebung $v_{\max, U}(s, t)$, nicht aber die der Querführung $v_{\max, Q}(s)$ berücksichtigt. Dabei werden Längsführung (siehe 4.1) und Triebstrangsteuerung (siehe 4.2) geplant. Für letztere kommt ein vereinfachtes Modell zur Anwendung, das lediglich Übergänge zwischen Freilauf und geschlossenem Triebstrang berücksichtigt: $g(t) = \{\text{coast}, \overline{\text{coast}}\}$. Schaltvorgänge im geschlossenen Zustand werden nicht betrachtet.

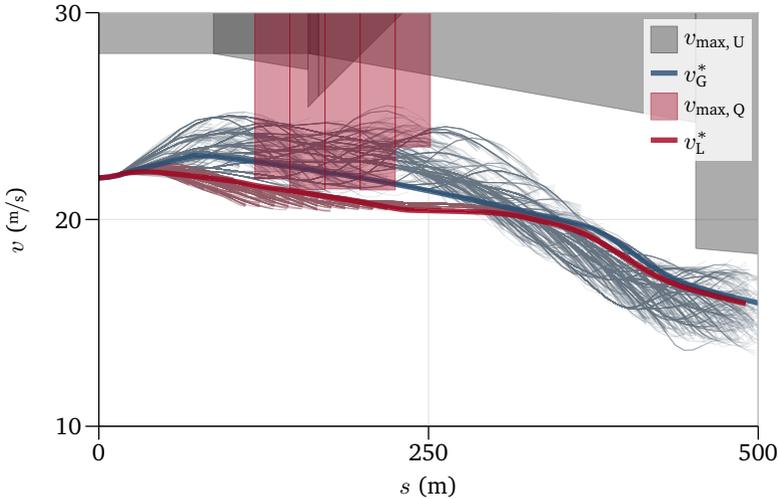


Abbildung 5.4: Ergebnistrajektorien und Suchkandidaten von Geschwindigkeits-Grobplanung (v_G^*) und Längsbahnplanung (v_L^*). Während v_G^* lediglich die Einschränkungen der Umgebung $v_{\max,U}$ berücksichtigt, werden für v_L^* zusätzlich die der Querföhrung $v_{\max,Q}$ betrachtet.

Querbahnplanung Im Anschluss an die Abschätzung des Geschwindigkeitsverlaufs wird die Steuerstrategie für die Querföhrung (siehe 4.4) berechnet. Ziel ist hierbei unter anderem, dass die zusätzlichen Einschränkungen $v_{\max,Q}(s)$, die sich aus der begrenzten Aktorik bei aktiver Querföhrung ergeben, die bestehende Abschätzung $v_G^*(t)$ möglichst wenig beeinflussen.

Längsbahnplanung Unter Berücksichtigung von $v_{\max,Q}(s)$ kann anschließend die genaue Steuerstrategie für Längsföhrung $v_L^*(t)$, Triebstrangsteuerung und Hybridsteuerung (siehe 4.3) berechnet werden. Da mit $v_G^*(t)$ bereits eine Abschätzung zur Verfügung steht, kann der Suchraum gegenüber der Grobplanung deutlich reduziert werden.

5.3.2 Stabilisierungsebene

Aufgabe der Stabilisierungsebene ist die Berechnung der Steuerläufe zur optimalen Verfolgung der Optimalsteuerstrategien für Längs- und Querregelung. Dabei sind alle relevanten Randbedingungen zu berücksichtigen; diese müssen daher zunächst aktualisiert werden. Da dynamische Fahrmanöver nicht in den Arbeitsbereich des Systems fallen, besteht keine hochfrequente gegenseitige Beeinflussung von Längs- und Querführung. Mit Blick auf die Rechenlast ist daher eine getrennte Berechnung der Stabilisierungsstrategien sinnvoll.

Randbedingungen Die in 4.1.1 und 4.4.2 beschriebenen Zustandsbeschränkungen leiten sich aus der Fahrzeugumgebung ab. Unzulässige Zustände für Längs- und Querführung werden dabei als Sperrbereiche beschrieben. Diese werden sowohl in der Strategie- als auch in der Stabilisierungsplanung für die Ermittlung zulässiger Steuergrößen ausgewertet.

Längsstabilisierung Ausgehend vom aktuellen Fahrzeugzustand wird eine Stabilisierungsstrategie zur optimalen Verfolgung der Steuerstrategie geplant. Kann letztere aufgrund der Randbedingungen nicht erreicht werden, wird eine minimale Abweichung angestrebt. Ergebnis der Längsstabilisierung sind der Zielverlauf der Längsbeschleunigung, Anforderungen für Gangwechsel und Freilauf sowie im Hybridbetrieb der Momentenverlauf der elektrischen Maschine.

Querstabilisierung Analog zur Längsstabilisierung wird auch die Stabilisierung der Querführung geplant. Ergebnis der Planung ist hier der Verlauf der Bahnkrümmung, mit der die Steuerstrategie optimal verfolgt wird.

5.3.3 Steuerebene

Auf der Steuerebene werden die Ein- und Ausgangsschnittstellen des Systems bedient, um eine Verbindung zwischen Stabilisierungsebene und den Fahrzeugkomponenten herzustellen. Sie umfasst drei wesentliche Module:

Systemsteuerung Dieses Modul implementiert die Bedien- und Anzeigelogik der vorausschauenden Längs- und Querregelung.

Fahrzeugbeobachtung Eine wesentliche Aufgabe der Fahrzeugbeobachtung besteht in der Abstraktion von Vorgängen im Realfahrzeug, die zwar bei der Ansteuerung der Fahrzeugkomponenten berücksichtigt werden müssen, deren genaue Abbildung die Komplexität der Planung aber ungerechtfertigt erhöhen würde.

Ein Beispiel sind Totzeiten, die bei der Umsetzung von Steuerbefehlen im Triebstrang auftreten [40]. Deren Abbildung in der Planung würde zu einer deutlich höheren Komplexität führen, ohne nennenswerte Vorteile bei der Fahrzeugsteuerung zu bieten. Ein einfaches Ignorieren führt jedoch zu unerwünschten Rückwirkungen auf die Regelung. In der Fahrzeugbeobachtung wird deshalb eine Prädiktion durchgeführt, um die erwartete Reaktion des Fahrzeugs auf Steuereingaben auf einem kurzen Zeithorizont vorwegzunehmen.

Fahrzeugsteuerung Die von der Stabilisierungsplanung generierten Steuergrößen werden hier in konkrete Steuereingaben umgesetzt, die an die Fahrzeugkomponenten weitergegeben werden.

Die vereinfachenden Abstraktionen der Fahrzeugbeobachtung müssen hier wieder rückgängig gemacht werden. So wird beispielsweise während eines Schaltvorgangs, der aus Perspektive der Strategieplanung keine Zeit in Anspruch nimmt, das angeforderte Antriebsmoment überblendet, um einen unkomfortablen Längsruck im Fahrzeug zu vermeiden.

5.4 Prototypische Umsetzung

Zur Erprobung und Validierung des Fahrerassistenzsystems ist eine prototypische Implementierung notwendig, die in eine Simulationsumgebung sowie einen realen Versuchsträger integriert wird. Die Module der in 5.3 beschriebenen Architektur werden dafür in den Programmiersprachen C und C++ als dynamische Bibliotheken (DLLs) umgesetzt, die für die Anbindung an Simulation und Fahrzeug in verschiedene Anwendungen eingebunden werden können.

5.4.1 Entwicklungsumgebung

Basis für eine systematische Untersuchung der vorausschauenden Fahrregelung ist eine im Rahmen der vorliegenden Arbeit entstandene Simulationsumgebung. Sie bildet die Reaktionen des Fahrzeugs und seiner Umgebung auf die vom Assistenzsystem generierten Steuergrößen ab. Ein- und Ausgangsschnittstellen des Systems werden dabei analog zum Realfahrzeug bedient. Die Simulationsumgebung wird in Kapitel 6 genauer eingeführt. Zur Untersuchung der Einflüsse diverser Größen besteht die Möglichkeit, Einstellparameter des Systems und der Simulation systematisch zu variieren und die resultierenden Verläufe von Steuer- und Zustandsgrößen automatisch auszuwerten. Die anfallenden Berechnungen können dabei zur schnelleren Verarbeitung auf mehrere Computer verteilt werden.

Für den Einsatz im Fahrzeug kommt die Software *Automotive Data and Time Triggered Framework* (ADTF) zum Einsatz, um die Kommunikation der vorausschauenden Regelung mit den Fahrzeugsystemen zu implementieren. Neben diversen Komponenten zum Ansteuern von Fahrzeugschnittstellen bietet ADTF die Möglichkeit, Daten von Versuchsfahrten aufzuzeichnen und für eine spätere Auswertung zurückzuspielen.

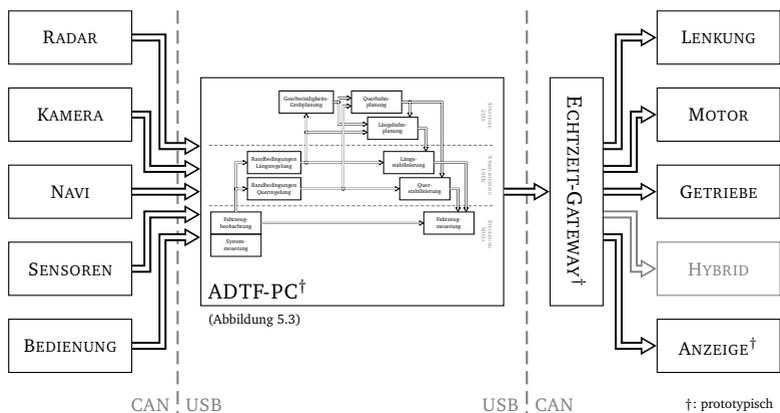


Abbildung 5.5: Anbindung des in Abbildung 5.3 dargestellten, prototypischen Fahrerassistenzsystems an die Fahrzeugschnittstellen im Versuchsträger

5.4.2 Versuchsfahrzeug

Zur Erprobung des Assistenzsystems im Realbetrieb kommt ein *Porsche 911 Carrera (Typ 991)* als Versuchsfahrzeug zur Anwendung. Abbildung 5.5 zeigt schematisch die prototypische Integration des Systems in den Versuchsträger. Die Module des Fahrerassistenzsystems sind in ADTF als sogenannte *Filter* eingebunden und mit weiteren Komponenten zum Ansteuern der Fahrzeugschnittstellen verbunden. Die Software wird auf einem Industrie-PC ausgeführt, der mit *Windows 7* als Betriebssystem arbeitet. Die fehlende Echtzeitfähigkeit des Betriebssystems erweist sich aufgrund der relativ langen Zykluszeit der Stabilisierungsebene als unkritisch für die Regelung.

Das Assistenzsystem bezieht Informationen über die Fahrzeugumgebung vom Radarsensor, der Fahrerassistenzkamera und der Navigations-einheit des Fahrzeugs. Zusätzlich liefern diverse Sensoren Daten über den Zustand von Fahrzeug und Triebstrang. Darüber hinaus wer-



Abbildung 5.6: Aktive Längs- und Querregelung im Versuchsfahrzeug

den diverse Bedienelemente im Fahrzeug für die Systemsteuerung ausgewertet. Die Steuersignale des Fahrerassistenzsystems werden an die Steuergeräte für Lenkung, Motor und Getriebe weitergeleitet. Zusätzlich ist im Versuchsfahrzeug ein prototypisches Kombiinstrument für die Statusanzeige des Systems vorhanden. Ein Hybridtriebstrang ist im Versuchsfahrzeug nicht vorhanden; die vorausschauende Hybridsteuerung kann daher nur simulativ untersucht werden.

Die Kommunikation erfolgt über fahrzeuginterne *Controller Area Network* (CAN)-Schnittstellen. Die Eingangssignale können über CAN-Transceiver, die per USB mit dem Computer verbunden sind, direkt von den Fahrzeugschnittstellen gelesen werden. Da der PC nicht echtzeitfähig ist, erfordert das Senden von Daten via CAN ein Gateway, das zwischen den harten Echtzeitanforderungen der Fahrzeugsysteme und der weichen Echtzeitfähigkeit der prototypisch implementierten Längs- und Querregelung vermittelt. In dieser Zwischenebene wird durch die Prüfung von Checksummen- und Timeout-Bedingungen zusätzlich die korrekte Funktion der Software überwacht. Im Fehlerfall werden die Schnittstellen zum Fahrzeug getrennt.

6 Methodik zur Systemauslegung

Das in Kapitel 5 vorgestellte Fahrerassistenzsystem verfügt über eine Vielzahl von Parametern, die Einfluss auf die erforderliche Rechenzeit, die Genauigkeit der berechneten Optimaltrajektorien, die erreichbare Regelgüte sowie die Robustheit des Systems gegenüber Störungen und ungenauen Informationen nehmen. Um die optimale Parametrierung für eine spezifische Anwendung zu identifizieren, sind geeignete Untersuchungs- und Bewertungsmethoden erforderlich.

Dieses Kapitel widmet sich dem Entwurf einer Vorgehensweise zur Skalierung und Parametrierung des Systems. Die für eine gegebene Anwendung erforderliche Regelgüte soll mit minimalem Berechnungsaufwand erreicht werden. Dafür werden die einzelnen Module der vorausschauenden Fahrregelung zunächst getrennt voneinander im offenen Regelkreis betrachtet. Anschließend wird das gesamte System in einer geeigneten Simulationsumgebung untersucht, die eine gezielte Auswertung von Regelgüte und Robustheit gegenüber Störungen ermöglicht.

Abschließend wird das Regelverhalten des Systems im Realbetrieb auf Basis einer großen Zahl von Messfahrten im Versuchsfahrzeug untersucht. Die Funktionsweise des Assistenzsystems wird hier am Beispiel charakteristischer Fahrsituationen diskutiert.

6.1 Untersuchung der vorausschauenden Regelung

Maßgeblich für die Auswertung der vorausschauenden Regelung ist der Nachweis, dass das System in der Lage ist, das Fahrzeug gemäß der formulierten Zielkriterien optimal zu regeln. Vor dem Hintergrund der Echtzeitfähigkeit spielt darüber hinaus auch die Frage nach dem notwendigen Berechnungsaufwand eine entscheidende Rolle.

Das von der vorausschauenden Regelung geforderte Fahrzeugverhalten ergibt sich aus der Zielfunktion für die Strategieplanung, die in Kapitel 4 eingeführt wurde. Das System nutzt dafür den Toleranzbereich, der sich aus Fahrzeugdynamik und Randbedingungen ergibt. Das Zielverhalten wird also durch die Kombination der Parametrierungen von Zielfunktion und Randbedingungen bestimmt. In der prototypischen Umsetzung werden diese durch mehr als 200 Einstellgrößen konfiguriert. Eine umfassende Diskussion aller dieser Einflüsse auf das Fahrzeugverhalten würde den Rahmen der vorliegenden Arbeit sprengen; im Folgenden wird daher eine Parametrierung vorausgesetzt, die das gewünschte Systemverhalten beschreibt. Maßgeblich für die Auswertung ist damit das Vermögen der vorausschauenden Regelung, bezüglich der gegebenen Zielfunktion ein optimales Verhalten zu erreichen.

6.1.1 Zielsetzung

Bei der Auswahl einer geeigneten Auswertungsmethodik werden drei wesentliche Ziele verfolgt:

Belastbarkeit Um aussagekräftige Ergebnisse zu erzielen, müssen alle für das System relevanten Einflüsse und Wechselwirkungen in der Bewertung berücksichtigt werden.

Reproduzierbarkeit Die für die Auswertung notwendigen Berechnungen und Versuche sollen beliebig oft mit gleichen oder ausreichend ähnlichen Ergebnissen wiederholt werden können. Dies ermöglicht eine gezielte Untersuchung der Einflüsse einzelner Systemparameter durch eine systematische Parametervariation.

Aufwand Die prototypische Implementierung des Assistenzsystems verfügt über 208 Einstellparameter, die direkten Einfluss auf das Verhalten von Strategieplanung und Regelung nehmen. Offensichtlich ist es nicht möglich, jeden Parameter systematisch zu variieren. Vor dem Hintergrund der großen Zahl notwendiger Untersuchungen kommt dem Aufwand, der für einzelne Durchläufe anfällt, eine große Bedeutung zu.

6.1.2 Untersuchungsansätze

Für die Analyse der vorausschauenden Regelung stehen drei grundsätzliche Ansätze zur Auswahl [34, 116]:

Offener Regelkreis Für die Auswertung im offenen Regelkreis werden einzelne Module des Systems mit aufgezeichneten Testdaten stimuliert; ausgewertet wird die durchschnittliche Bewertung der berechneten Strategien. Zur Generierung der Testvektoren eignet sich die Aufzeichnung einer Messfahrt, da hier alle Einflüsse berücksichtigt werden können, die im Realbetrieb des Systems auftreten.

Mit Blick auf das betrachtete Modul können so mit verhältnismäßig geringem Aufwand belastbare Ergebnisse erzielt werden. Wechselwirkungen zwischen den Modulen und deren Auswirkungen auf das Regelverhalten werden nicht berücksichtigt. Über das Einzelmodul hinaus können daher keine verlässlichen Aussagen abgeleitet werden.

Geschlossener Regelkreis Für die Auswertung im geschlossenen Regelkreis wird das gesamte System in einer Simulationsumgebung betrieben, die das Verhalten des Fahrzeugs und seiner Umgebung abbildet. Hier können also sowohl die Wechselwirkungen zwischen einzelnen Modulen als auch das tatsächliche Regelverhalten des Systems betrachtet werden.

Gegenüber der Untersuchung im offenen Regelkreis erhöht sich die Komplexität von Simulation und Auswertung deutlich. Da die Simulationsmodelle für Fahrzeug und Umgebung beliebig angepasst werden können, kann das Regelverhalten des Systems sowohl im Idealfall ohne Störungen als auch gezielt unter dem Einfluss diverser Störungsprofile betrachtet werden. Einzelne Simulationsdurchläufe können beliebig oft mit unterschiedlichen Systemkonfigurationen durchgeführt werden. Herausforderung ist hier ein ausreichend genaues Simulationsmodell, um belastbare Ergebnisse zu erzielen.

Fahrversuche Eine grundsätzliche Herausforderung bei der Auswertung mittels Realfahrten besteht in der geringen Reproduzierbarkeit von Fahrversuchen. Neben der Vielzahl von schwer mess- und kontrollierbaren Einflüssen auf das Fahrzeug selbst, wie etwa die Außentemperatur, Gegenwind oder Fahrbahnnässe, wirkt sich auch die Fahrzeugumgebung auf die vorausschauende Regelung aus. Insbesondere im Hinblick auf den umgebenden Verkehr wird es kaum gelingen, während mehrerer Fahrten gleiche oder sehr ähnliche Bedingungen zu erreichen.

Eine systematische Untersuchung verschiedener Konfigurationen ist damit nur über eine statistische Untersuchung vieler Messfahrten möglich. Bei der großen Zahl zu untersuchender Parameter scheidet dies aus Gründen des erforderlichen Aufwands aus. Fahrversuche eignen sich daher im Wesentlichen für eine punktuelle Verifikation der in der Simulation gewonnen Erkenntnisse.

6.1.3 Vorgehensweise

Mit Blick auf die Vor- und Nachteile der verschiedenen Ansätze, die im letzten Abschnitt vorgestellt wurden, bietet sich für die Auswertung der vorausschauenden Längs- und Querregelung ein Vorgehen in mehreren Schritten an.

Dabei werden die einzelnen Komponenten des Systems zunächst im offenen Regelkreis validiert und für jede Komponente eine in Bezug auf Genauigkeit und Rechenzeit geeignete Konfiguration ermittelt. Dafür eignet sich in der Regel eine Parametervariation, bei der in unterschiedlichen Konfigurationen Strategien für einen gegebenen Testvektor berechnet werden. Wesentliche Größen für die Auswertung sind die in den Durchläufen erreichten durchschnittlichen Kosten der Ergebnistrajektorien sowie die dafür notwendige Rechenzeit. In diesem Schritt sind bereits Aussagen über die Sensitivität einzelner Module gegenüber Vereinfachungen möglich.

Im Anschluss werden die für sich bereits validierten Einzelmodule in das Gesamtsystem integriert und in eine Simulationsumgebung eingebunden. Durch wiederholte Simulationen gleicher Szenarien mit unterschiedlichen Systemkonfigurationen können Aussagen über die Sensitivität von Rechenaufwand und Güte der Regelung abgeleitet werden. Die Ergebnisse der Untersuchungen im offenen Regelkreis ermöglichen in diesem Schritt eine gezieltere Auswahl geeigneter Konfigurationen. Die simulative Auswertung ist sowohl für den Idealfall ohne wesentliche Störungen als auch für realistische Szenarien mit Störungen und umgebendem Verkehr möglich.

Im dritten Schritt wird die Funktionsweise des Systems im realen Fahrversuch betrachtet. Wegen des dafür notwendigen Aufwands ist die Auswertung systematischer Konfigurationsvariationen durch Realfahrten nicht sinnvoll. Das Regelverhalten der simulativ ermittelten Optimalkonfiguration wird daher an ausgewählten Fahrsituationen exemplarisch validiert.

6.2 Simulationsumgebung

Für die Auswertung ist eine Simulationsumgebung erforderlich, die das Fahrzeugverhalten und die Reaktion auf Steuereingaben realitätsnah abbildet. Ziel ist dabei ein minimaler Aufwand für den Entwurf, die Parametrierung und Validierung geeigneter Modelle bei einer möglichst hohen Belastbarkeit der generierten Simulationsergebnisse. Für das Fahrzeugverhalten kann auf die Modelle zurückgegriffen werden, die in Kapitel 4 als Basis für die Strategieplanung genutzt wurden. Zusätzlich müssen aber Umgebungs- und Störungseinflüsse berücksichtigt werden.

Es liegt nahe, für die einzelnen Einflussgrößen, die auf das Fahrzeug wirken, jeweils ein geeignetes Modell zu entwerfen und zu parametrieren. Dieses Vorgehen ist jedoch mit einem großen Aufwand für den Entwurf, die Parametrierung und die Validierung der einzelnen Modelle verbunden. Darüber hinaus stehen die Simulationsergebnisse dann unter dem Vorbehalt, dass die Störungs- und Umgebungsmodellierung tatsächlich realistische Ergebnisse liefert. Im Folgenden wird daher eine Methode vorgestellt, um die für die Simulation notwendigen Informationen weitestgehend aus Realfahrt-Messungen zu extrahieren. Dabei ist zwischen der Simulation von Fahrzeug und Fahrzeugumgebung zu unterscheiden:

Fahrzeug und Störungen Der vom Assistenzsystem direkt beeinflusste Fahrzeugzustand wird durch ein reaktives Simulationsmodell berechnet. Der Einfluss externer Störungen während der Messfahrt wird indirekt in die Simulation aufgenommen.

Umgebung Die vom System erfassten Umgebungsinformationen sind prinzipiell unabhängig von den Steuergrößen des Assistenzsystems; sie können daher unverändert wiedergegeben werden. Abhängig vom simulierten Fahrzeugverhalten ändert sich jedoch der Zeitpunkt ihres Abrufs in der Simulation.

6.2.1 Fahrzeug- und Störungssimulation

Prinzipiell kann für die Simulation des Fahrzeugverhaltens auf die Modelle zurückgegriffen werden, die für den Entwurf einer modellbasierten Regelung ohnehin zur Verfügung stehen müssen. Hierbei muss jedoch sichergestellt sein, dass das reale Fahrzeugverhalten vom Simulationsmodell mit ausreichender Genauigkeit wiedergegeben wird. Dafür ist ein Mechanismus notwendig, um Abweichungen zwischen tatsächlichem und modelliertem Fahrzeugverhalten anhand der Messung zu erkennen und in die Simulation aufzunehmen.

Bei der Simulation ist zwischen zwei Arten von äußeren Einflüssen auf das Fahrzeug zu unterscheiden:

Umgebung Umgebungsgrößen, deren Einfluss auf die Fahrzeugdynamik bekannt ist und die durch Sensoren im Versuchsträger gemessen werden, sind verhältnismäßig einfach zu berücksichtigen. Sie werden aus der Umgebungssimulation abgerufen und gehen ins Fahrzeugmodell ein. Beispiel hierfür ist etwa der Verlauf von Fahrbahnsteigung und -krümmung entlang der Fahrtroute.

Störungen Alle Einflüsse, die nicht durch Fahrzeugmodell und Umgebungsgrößen abgebildet werden, sind aus Sicht der Simulation als Störung einzustufen. Beispiele sind der Einfluss von Wind oder die Oberflächenbeschaffenheit der Fahrbahn. Hierunter fallen auch Abweichungen, die sich aus Fehlern und Ungenauigkeiten des Fahrzeugmodells ergeben.

Während sich die Berücksichtigung von mess- und modellierbaren Einflüssen direkt aus der Umgebungssimulation ergibt, muss für andere Störeinflüsse ein geeignetes Verfahren gefunden werden. Da der Grund für die einzelnen Abweichungen unbekannt ist, kann lediglich die Summe ihrer Auswirkungen auf den Fahrzeugzustand betrachtet werden.

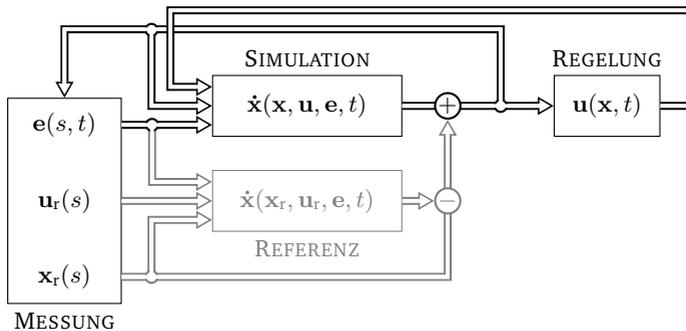


Abbildung 6.1: Prinzip des Modellabgleichs zwischen Messung und Simulation. Die erwartete Fahrzeugreaktion auf Umgebungsgrößen e und den aufgezeichneten Steuervektor u_r wird mit dem Referenzverlauf x_r verglichen; die Differenz wird in der Simulation als Störung betrachtet.

Abbildung 6.1 zeigt das Prinzip der Trennung zwischen erwartetem und tatsächlichem Fahrzeugverhalten in der Realfahrt. Der während der Messfahrt aufgezeichnete Steuervektor $u_r(s)$ dient in Verbindung mit den Umgebungsgrößen $e(s, t)$ als Eingang für das Referenz-Simulationsmodell $\dot{x}(\cdot)$. Die unter diesen Umständen vom Simulationsmodell vorhergesagte Entwicklung des Fahrzeugzustands wird mit dem tatsächlich aufgezeichneten Verlauf $x_r(s)$ abgeglichen. Die Differenz zwischen tatsächlichem und erwartetem Verhalten wird in der Simulation als Störung berücksichtigt.

Das Simulationsmodell $\dot{x}(\cdot)$ ist damit also lediglich für die Berechnung der Unterschiede in der Fahrzeugreaktion relevant, die sich aus der Differenz zwischen simuliertem $u(s)$ und aufgezeichnetem Verlauf der Steuergrößen $u_r(s)$ ergeben. Insbesondere bei ähnlichen Verläufen von $u(s)$ und $u_r(s)$ hat es damit nur einen relativ geringen Einfluss auf die Simulation. Daher sind Fahrten, die in automatischer Regelung durchgeführt wurden, besonders geeignet für die Ableitung von Simulationsdaten.

6.2.2 Umgebungssimulation

Die für die Simulation der vorausschauenden Längs- und Querregelung relevanten Umgebungsgrößen können grob in zwei Kategorien eingeteilt werden [7]:

Ortsabhängige Größen Für Umgebungsgrößen, die sich über die Dauer der Simulation nicht oder nicht wesentlich ändern, ist es ausreichend, den gemessenen Verlauf über der Fahrzeugposition aufzuzeichnen. In der Simulation wird dieser Messvektor dann – entsprechend dem Verhältnis von simulierter und aufgezeichneter Geschwindigkeit – zeitlich schneller oder langsamer zurückgespielt als er in der Messung abgelegt wurde. Beispiele für rein ortsabhängige Größen sind etwa die Krümmung und Steigung der Fahrbahn.

Zeitabhängige Größen Für Größen, die in der Simulation sowohl zeit- als auch ortsabhängig sind, ist eine veränderliche Abspielrate keine Lösung. Dies gilt beispielsweise für die Geschwindigkeit vorausfahrender Fahrzeuge: Da deren Verhalten in aller Regel unabhängig vom Verhalten des eigenen Fahrzeugs ist, muss auch die aufgezeichnete Messung unabhängig von der Geschwindigkeit des simulierten Ego-Fahrzeugs abgespielt werden. Ein völlig unverändertes Abspielen der Messgrößen führt jedoch ebenfalls nicht zum Ziel: In diesem Fall würde beispielsweise der Streckenabschnitt, auf dem ein vorausfahrendes Fahrzeug in der Simulation angetroffen wird, auf unrealistische Art vom Systemverhalten vor der ersten Begegnung mit diesem Vorausfahrenden abhängen.

Für die Simulation von vorausfahrenden Fahrzeugen ergeben sich also zwei Anforderungen: Das dynamische Verhalten beobachteter Fahrzeuge soll erstens unabhängig vom simulierten Egofahrzeug wiedergegeben werden. Zweitens sollen Fahrzeuge in der Simulation auf den Streckenabschnitten beobachtet werden, auf denen sie auch in der Realität gemessen wurden.

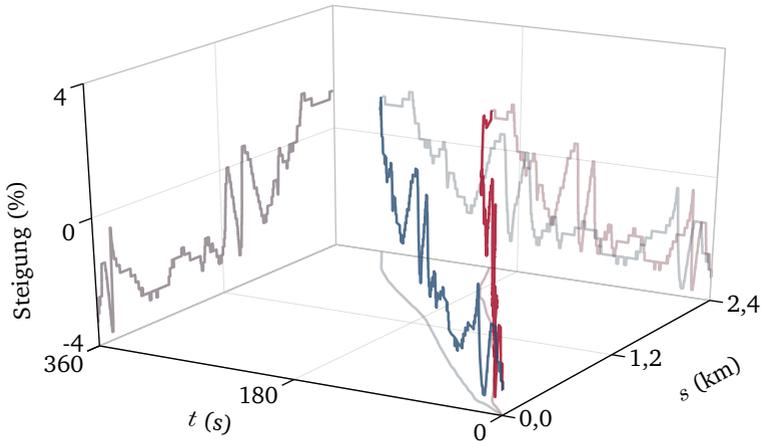


Abbildung 6.2: Vergleich der simulierten Steigungsdaten zweier Simulationsläufe mit unterschiedlichen Geschwindigkeitsprofilen. Die aufgezeichneten Daten werden zeitlich gestreckt und jeweils am Ort der Aufzeichnung wiedergegeben.

Dafür ist es notwendig, die einzelnen, während der Messfahrt beobachteten Fahrzeuge getrennt voneinander zu betrachten. Für jede Beobachtungssequenz werden die relevanten Messgrößen gespeichert und in der Simulation in der passenden Datenrate abgerufen. Zusätzlich wird für jede Sequenz die Position des eigenen Fahrzeugs zu dem Zeitpunkt gespeichert, zu dem das vorausfahrende Fahrzeug zuerst beobachtet wurde [7].

Das Abspielen der Sequenz wird in der Simulation gestartet, wenn diese Position erreicht wird. Beobachtete Fahrzeuge werden damit auf den passenden Streckenabschnitten mit dem aufgezeichneten Verhalten simuliert. Da die Messdaten ansonsten ohne weitere Änderungen übernommen werden, umfasst die Simulation auch die Charakteristik der Fahrzeugsensoren.

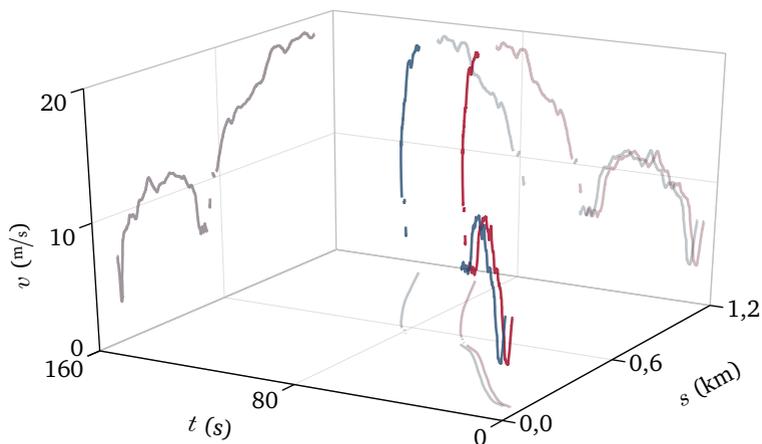


Abbildung 6.3: Vergleich der Simulation vorausfahrender Fahrzeuge in zwei Durchläufen mit unterschiedlichen Geschwindigkeitsprofilen des Ego-Fahrzeugs. Die aufgezeichneten Einzelbeobachtungen werden unverändert wiedergegeben, das Abspielen startet jedoch zu unterschiedlichen Zeiten.

Abbildung 6.2 zeigt einen Vergleich der simulierten Fahrbahnsteigung zweier Simulationsdurchläufe mit unterschiedlichem Geschwindigkeitsprofil. Die aufgezeichneten Steigungsdaten werden mit unterschiedlichen Datenraten abgerufen, um eine örtliche Überdeckung von aufgezeichneter und simulierter Steigung zu erreichen.

Im Gegensatz dazu zeigt Abbildung 6.3 die Simulation mehrerer vorausfahrender Fahrzeuge bei unterschiedlichem simuliertem Geschwindigkeitsverlauf des Ego-Fahrzeugs. Die einzelnen Sequenzen werden im zeitlichen Verlauf analog zur Aufzeichnung abgespielt. Um dennoch eine örtliche Überdeckung zu erreichen, wird das Abspielen der Sequenzen in beiden Simulationsläufen jeweils zu unterschiedlichen Zeiten gestartet.

6.2.3 Validierung der Simulation

Das Prinzip der Simulation auf Basis aufgezeichneter Messdaten soll im Folgenden am Beispiel der vorausschauenden Längsregelung validiert werden. Aus der Aufzeichnung einer Messfahrt bei aktiver Längsregelung werden dafür Simulationseingangsdaten abgeleitet. Die Simulation kann anschließend durch einen Abgleich von gemessenem und damit simuliertem Geschwindigkeitsverlauf validiert werden. Im Idealfall wäre bei identischen Eingangsdaten, identischem Regelverhalten und einer exakten Reproduktion des Fahrzeugverhaltens eine komplette Übereinstimmung beider Verläufe zu erwarten. Abbildung 6.4 zeigt einen Vergleich gemessener und simulierter Geschwindigkeitsprofile für eine 30 km lange Überlandfahrt mit mehreren Ortsdurchfahrten.

Tatsächlich ist sowohl bei freier Fahrt als auch in Folgefahrt eine hohe Übereinstimmung feststellbar. Durch die Wiedergabe von aufgezeichneten Umgebungsdaten und den Abgleich des Simulationsmodells mit dem gemessenen Fahrzeugverhalten ist also eine nahezu exakte Nachsimulation von Messfahrten möglich. Dass dennoch keine vollständige Überdeckung erreicht wird, hat drei wesentliche Gründe:

Zeitliche Unschärfe Strategie- und Stabilisierungsplanung sind zwischen Simulation und Messfahrt nicht zeitlich synchronisiert. Bei abrupten Änderungen der Fahrzeugumgebung (etwa durch das Auftauchen eines vorausfahrenden Fahrzeugs) kommt es in der Simulation daher gegebenenfalls zu einer früheren oder späteren Reaktion im Regelverhalten.

Reaktionszeiten Bei der Umsetzung der Steuereingaben im Fahrzeug treten Totzeiten auf, die nur mit großem Aufwand genau abgebildet werden können. In der Simulation werden daher durchschnittliche Reaktionszeiten angesetzt. Dies führt insbesondere in dynamischen Fahrsituationen zu Ungenauigkeiten.

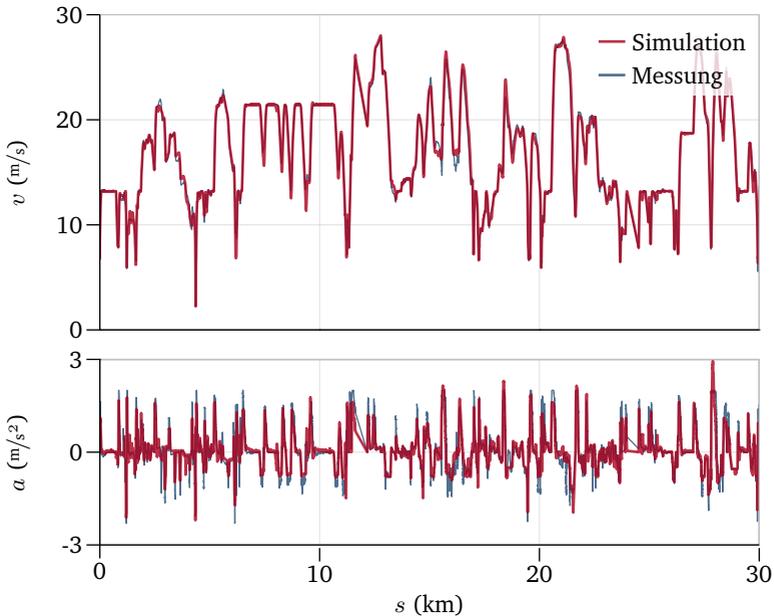


Abbildung 6.4: Vergleich von in der Realfahrt gemessenem und darauf basierend simuliertem Geschwindigkeits- und Beschleunigungsprofil

Alternativstrategien Abweichungen zwischen simulierter und realer Fahrzeugreaktion werden im Normalfall durch das Regelverhalten des Systems kompensiert. Wie in Abbildung 6.5b dargestellt, wirken sich die Abweichungen in diesem Fall nur kurzzeitig aus. Im Einzelfall kann der abweichende Fahrzeugzustand jedoch dazu führen, dass in der Simulation gegenüber der Realfahrt eine alternative Optimalsteuerstrategie verfolgt wird. Wie in Abbildung 6.5a dargestellt, führt dies gegebenenfalls zu einer längerfristigen Abweichung.

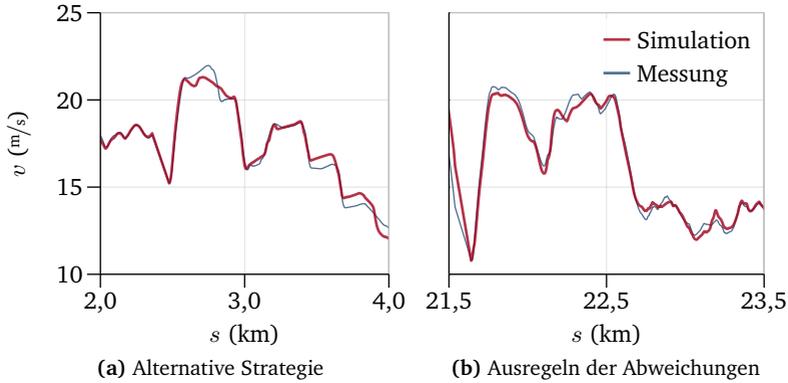


Abbildung 6.5: Unterschiedliche Systemreaktionen auf Abweichungen zwischen Simulation und Messfahrt

In Bezug auf die Eignung der Simulationsumgebung für die Validierung des Assistenzsystems ist in erster Linie die statistische Verteilung der Abweichungen zwischen simuliertem und tatsächlichem Fahrverhalten interessant. Kurzzeitige Abweichungen wie in Abbildung 6.5a können hier toleriert werden, wenn sie ausreichend selten auftreten, um sich nur vernachlässigbar auf eine statistische Auswertung auszuwirken. Abbildung 6.6 zeigt die Verteilung der Abweichungen zwischen Simulation und Realfahrt für den in Abbildung 6.4 dargestellten Simulationslauf. Im Verlauf der Simulation wurde dafür alle 20 ms die Differenz zwischen simulierter Geschwindigkeit und Beschleunigung und den an der entsprechenden Position gemessenen Werten gebildet. Zur Auflösung der zeitlichen Unschärfe wurde bei der Ermittlung der Abweichungen ein zeitlicher Versatz bis 500 ms toleriert:

$$\Delta v(s) = v_{\text{sim}}(s) - v_{\text{meas}}(s) \quad (6.1a)$$

$$\Delta a(s) = a_{\text{sim}}(s) - a_{\text{meas}}(s) \quad (6.1b)$$

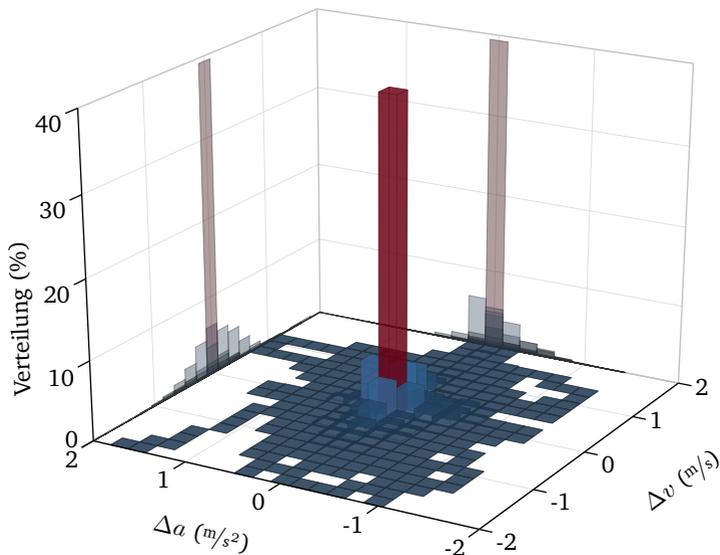


Abbildung 6.6: Verteilung der auftretenden Differenzen zwischen gemessenem und simuliertem Geschwindigkeits- und Beschleunigungsverlauf

Diese Auswertung zeigt, dass zwischen simuliertem und gemessenem Fahrzeugzustand nur geringfügige Differenzen auftreten. Bei Simulationen durchläufen mit ähnlichen Algorithmen und Einstellgrößen in Messfahrt und Simulation kann durch die Umgebungs- und Störungssimulation damit eine hohe Belastbarkeit der Simulationsergebnisse erreicht werden. Wegen des Vorteils der Reproduzierbarkeit eignet sich die Simulation damit im Besonderen für systematische Untersuchungen verschiedener Konfigurationen und Parametrierungen des Systems.

6.3 Untersuchungen im offenen Regelkreis

Für die Untersuchung der Algorithmen des Fahrerassistenzsystems im offenen Regelkreis werden zunächst Testvektoren aus Aufzeichnungen geeigneter Messfahrten extrahiert. Zur Untersuchung der Sensitivität der Planung gegenüber verschiedenen Einflussgrößen werden Parameter systematisch variiert und die Güte der jeweils geplanten Trajektorien verglichen.

Diese Vorgehensweise wird im Folgenden am Beispiel der Querbahnplanung (siehe 5.3.1) diskutiert; sie ist analog auch auf die übrigen Planer der vorausschauenden Fahrregelung übertragbar. Basis der folgenden Untersuchungen ist ein Testvektor, der aus der Aufzeichnung einer 30-minütigen Überlandfahrt abgeleitet wird.

Zur Bewertung der Durchläufe wird die durchschnittliche Güte \bar{J} der N berechneten Zustands- und Steuertrajektorien $\mathbf{x}_n^*(t)$ und $\mathbf{u}_n^*(t)$ herangezogen, die sich für eine spezifische Parametrierung aus dem Testvektor ergeben:

$$\bar{J} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \int_{t_{0,n}}^{t_{s,n}} l(\mathbf{x}_n^*(t), \mathbf{u}_n^*(t), t) dt \quad (6.2)$$

Es dient der Übersicht, die innerhalb einer Variation auftretenden Werte von \bar{J} zu normieren (\bar{J}_n). Der Wert 0 entspricht dabei dem besten, 1 dem schlechtesten Wert.

Da sich die Auswertung jeweils nur auf ein einzelnes Modul bezieht, können keine abschließenden Aussagen über Robustheit oder Regelverhalten des gesamten Systems getroffen werden. Dies gilt insbesondere für die Frage nach der Güte der Trajektorienplanung, die für das Erreichen einer hohen Regelgüte erforderlich ist. Die Untersuchung im offenen Kreis dient daher in erster Linie dazu, mit verhältnismäßig geringem Aufwand abzuschätzen, wie die erforderliche Genauigkeit mit minimalem Rechenaufwand erreicht werden kann.

6.3.1 Dimensionierung des Suchraums

Maßgeblich für Genauigkeit und Berechnungsaufwand der *Planning*-Suche ist die Anzahl der Zustandsboxen. Sowohl die erreichbare Genauigkeit als auch der für die Suche notwendige Rechenaufwand steigen mit einer höheren Anzahl verfügbarer Boxen. Um die geforderte Güte bei möglichst geringer Rechenlast zu erreichen, gilt es also, die minimal notwendige Anzahl an Zustandsboxen zu ermitteln. Bei der Suche in einem mehrdimensionalen Suchraum ist darüber hinaus auch die Frage nach der idealen Verteilung der Boxen auf die Dimensionen des Zustandsraums relevant. Zur Reduktion der Komplexität bietet sich hier eine Untersuchung im offenen Regelkreis an, in der Wechselwirkungen mit anderen Modulen zunächst nicht berücksichtigt werden.

Der Zustandsraum der Querbahnplanung besteht wie in 4.4.3 beschrieben aus der y -Position des Fahrzeugs $s_y(t)$, der Fahrtrichtung $\varphi(t)$ und der Bahnkrümmung $\kappa(t)$. Die Anzahl der für diese Dimensionen vorgehaltenen Zustandsboxen wird mit N_{s_y} , N_φ und N_κ bezeichnet. Zur Untersuchung ihrer Auswirkungen auf die Trajektoriengüte wird der Testvektor mit verschiedenen Kombinationen dieser drei Größen berechnet und die jeweils erreichbare durchschnittliche Güte \bar{J}_n verglichen.

Abbildung 6.7 zeigt zunächst das Ergebnis einer Variation von N_φ und N_κ mit $N_{s_y} = 6$. Die Abhängigkeit zwischen Anzahl von Zustandsboxen und erreichbarer Güte \bar{J}_n ähnelt dem Beispielpromblem aus 3.4 (Abbildung 3.14). Die durchschnittliche Bewertung der berechneten Trajektorien ist von einer geringen Streuung überlagert, verbessert sich aber grundsätzlich mit zunehmender Anzahl von Zustandsboxen. Der Gradient nimmt für größere N_φ und N_κ schnell ab; gleichzeitig steigt die in Abbildung 6.7b dargestellte Anzahl zu berechnender Zustandsübergänge überproportional an. Das Erreichen hoher Genauigkeiten in der *Planning*-Suche ist daher mit einem erheblichen Berechnungsaufwand verbunden.

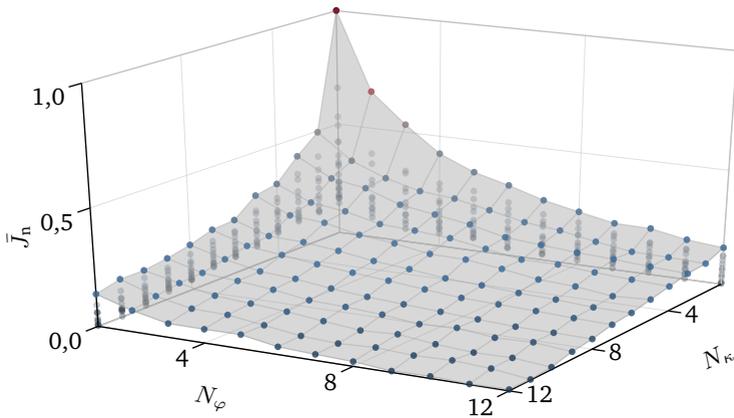
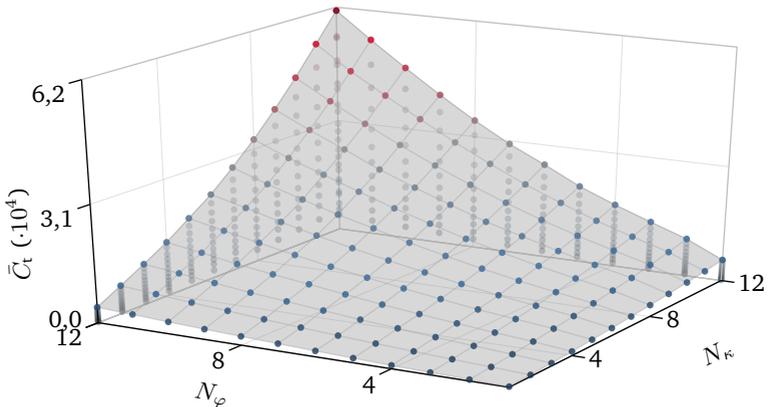
(a) Trajektorienbewertung \bar{J}_n (b) Anzahl berechneter Zustandsübergänge \bar{C}_t

Abbildung 6.7: Entwicklung von durchschnittlicher Trajektorienbewertung \bar{J}_n und Anzahl berechneter Zustandsübergänge \bar{C}_t im *Planning* bei einer Variation der Zahl der Zustandsboxen für Richtung N_φ und Krümmung N_κ ($N_{sy} = 6$). Die Achsen sind aus Gründen der Lesbarkeit gegenläufig dargestellt.

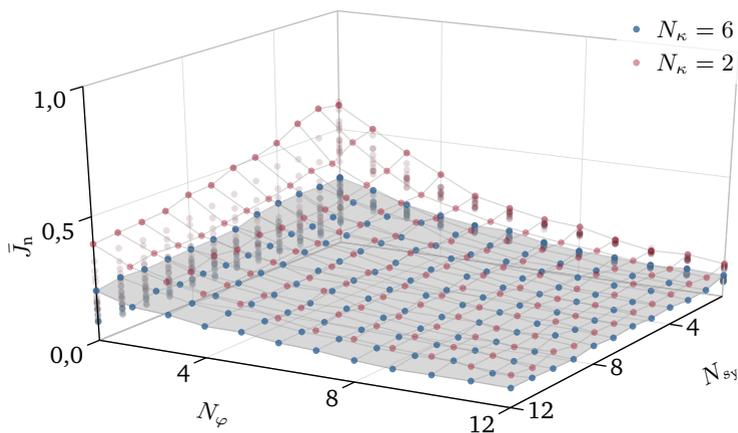


Abbildung 6.8: Entwicklung der durchschnittlichen Bewertung \bar{J}_n bei einer Variation der Zahl der Zustandsboxen für Richtung N_φ und y -Position N_{s_y}

Während sich N_φ und N_κ ähnlich auf \bar{J}_n auswirken, ergibt sich aus Abbildung 6.8 eine deutlich schwächere Abhängigkeit von N_{s_y} , die weiter abnimmt, wenn die anderen Dimensionen des Zustandsraums genauer betrachtet werden. Dies erklärt sich durch eine starke Kopplung der Zustandsgrößen $s_y(t)$, $\varphi(t)$ und $\kappa(t)$, die sich neben der relativ einfachen Geometrie der betrachteten Randbedingungen auch aus den restriktiven Steuerbeschränkungen ergibt.

Mit Blick auf den erforderlichen Berechnungsaufwand ist es daher im Fall der Strategieplanung für die Querführung sinnvoll, N_{s_y} gegenüber N_φ und N_κ gering zu wählen. Aufgrund der überproportionalen Abhängigkeit der Rechenlast von der Anzahl der Zustandsboxen bietet es sich gegebenenfalls an, die Anzahl der Boxen für Krümmung oder Richtung zu erhöhen, um im Gegenzug N_{s_y} bei gleicher Genauigkeit reduzieren zu können.

6.3.2 Parametrierung der lokalen Suche

Maßgeblich für die Genauigkeit der *Whetting*-Suche ist die Anpassung des Vertrauensbereichs T (siehe 3.4.3). Dabei sind neben dem Initialwert T_{init} die Anpassungsfaktoren T_{pass} und T_{fail} relevant.

Grundsätzlich ist jeder Wert $T_{\text{init}} \neq 0$ denkbar. Wenn sich die Bewertung der Trajektorie in einer Suchiteration entgegen der Erwartung verschlechtert hat, muss der Vertrauensbereich verkleinert werden ($|T_{\text{fail}}| \in]0, 1[$). Ein negativer Wert entspricht hier einer Umkehr der Suchrichtung nach fehlgeschlagenen Iterationen. War eine Suchiteration erfolgreich, wird der Suchbereich wieder vergrößert ($T_{\text{pass}} > 1$). In diesem Bereich gilt es, die optimale Parameterkombination zu ermitteln. Da sich die Anpassung des Suchbereichs nicht auf die benötigte Rechenzeit auswirkt, beschränkt sich die Auswertung hier auf die durchschnittliche Güte \bar{J}_n .

Abbildung 6.9a zeigt den Einfluss von T_{pass} und T_{fail} auf \bar{J}_n nach 64 Suchiterationen. Im Fall von $T_{\text{fail}} = 0$ wird die Suche nach einer erfolglosen Iteration angehalten, was erwartungsgemäß ungünstig ist. Sowohl für T_{pass} als auch für T_{fail} erweisen sich Faktoren, die betragsmäßig nahe eins liegen, als günstig. Dies entspricht einer langsamen Anpassung des Suchbereichs. Wird die Anpassung hingegen zu langsam, verschlechtert sich das Ergebnis, da das Optimum in der vorgegebenen Zahl von Suchiterationen nicht erreicht wird. Durch einen negativen Faktor T_{fail} werden bessere Ergebnisse erzielt. Das Optimum liegt hier etwa bei $T_{\text{pass}} = 1,5$ und $T_{\text{fail}} = -0,9$, wobei sich T_{fail} stärker auf die erreichbare Güte auswirkt als T_{pass} .

In Abbildung 6.9b ist die Abhängigkeit des Ergebnisses von T_{init} dargestellt. Negative Initialwerte erweisen sich hier als ungünstig, da sie unter Umständen dazu führen, dass die erste Suchiteration den lokalen Konvergenzbereich verlässt. Da der Suchbereich im Verlauf der Suche angepasst wird, ist das Ergebnis ansonsten jedoch weitestgehend unabhängig vom gewählten Initialwert.

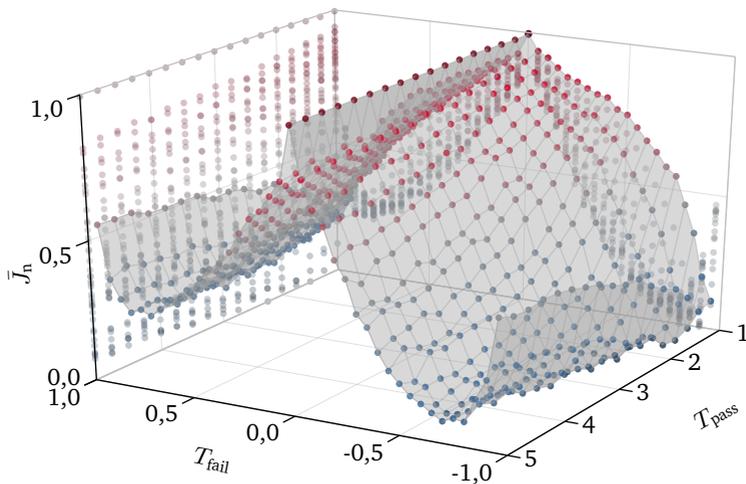
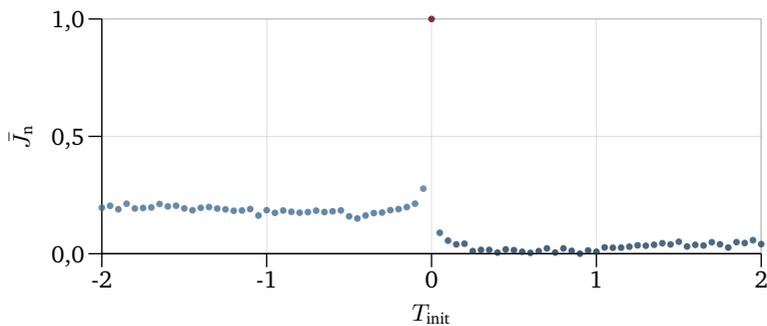
(a) Variation von T_{pass} und T_{fail} ($T_{\text{init}} = 1$)(b) Variation von T_{init} ($T_{\text{pass}} = 1,5$; $T_{\text{fail}} = -0,9$)

Abbildung 6.9: Erreichbare durchschnittliche Güte \bar{J}_n für verschiedene Kombinationen der Parameter zur Anpassung des Suchbereichs T nach 64 Suchiterationen.

6.3.3 Anzahl der Suchiterationen

Neben der Anpassung des Vertrauensbereichs hängt die im *Whetting* erreichbare Genauigkeit auch von der Anzahl der durchgeführten Suchiterationen ab. Abbildung 6.10 zeigt den Zusammenhang zwischen der erreichten Güte \bar{J}_n und der Zahl der Iterationen I bei positivem und negativem Anpassungsfaktor T_{fail} .

Ausgangsbasis ist jeweils eine *Planning*-Suche, die mit den Konfigurationen ① ($N_{s_y} = 2$, $N_{\varphi} = 4$, $N_{\kappa} = 4$) und ② ($N_{s_y} = 2$, $N_{\varphi} = 12$, $N_{\kappa} = 12$) durchgeführt wird. Da sich die zufällige Streuung der Initiallösung um den Optimalverlauf mit zunehmender Genauigkeit der *Planning*-Suche reduziert, wird im Fall ① im *Whetting*-Schritt eine größere relative Verbesserung erreicht. Insgesamt ergibt sich durch die genaueren Initiallösungen im Fall ② dennoch ein erheblich besseres Gesamtergebnis.

Während sich der Gradient im Fall $T_{\text{fail}} = 0,9$ für $I > 70$ stark reduziert, tritt bei $T_{\text{fail}} = -0,9$ bis $I = 127$ keine Konvergenz ein. Der Vorteil einer negativen Anpassung des Suchbereichs steigt also mit der Anzahl der Suchiterationen. Neben der Genauigkeit der Approximation der Zielfunktion spielt hier auch die Güte der Initiallösung eine Rolle: Liegt diese nicht im lokalen Konvergenzbereich des Optimalverlaufs, führt die rein gradientenbasierte Suche zu einem suboptimalen Ergebnis. Durch eine Umkehr der Suchrichtung kann in diesem Fall unter Umständen zufällig eine bessere Lösung erreicht werden. Mit einer besseren Initiallösung sinkt der Vorteil einer negativen Anpassung des Suchraums.

Mit Blick auf die erforderliche Rechenzeit gilt es, das Erreichen der für die Trajektorienplanung geforderten Güte optimal auf den *Planning*- und *Whetting*-Schritt der Suche zu verteilen.

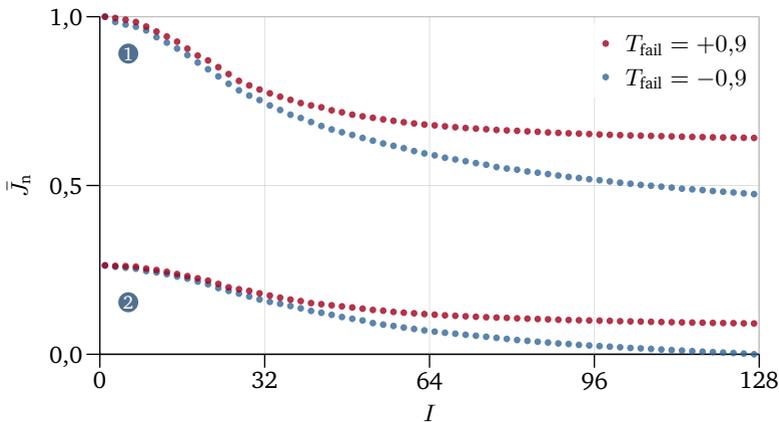


Abbildung 6.10: Erreichbare durchschnittliche Güte \bar{J}_n in Abhängigkeit von der Zahl der *Whetting*-Iterationen I und dem Anpassungsfaktor T_{fail} ausgehend von verschiedenen Initiallösungen ($T_{\text{pass}} = 1,5$)

6.3.4 Einfluss der lokalen Suche

Maßgeblich für eine geeignete Parametrierung der Algorithmen ist das Verhältnis zwischen erreichbarer Güte und dem für die Suche notwendigen Berechnungsaufwand. Zwischen der Genauigkeit und dem resultierenden Aufwand für *Planning* und *Whetting* bestehen jeweils starke Wechselwirkungen. Daher ist eine gemeinsame Betrachtung beider Algorithmen notwendig, um eine geeignete Parametrierung ermitteln zu können.

Abbildung 6.11 zeigt die durchschnittlich erreichte Güte \bar{J}_n sowie die Zahl berechneter Zustandsübergänge \bar{C}_t nach *Planning*- und *Whetting*-Suche. Die *Planning*-Genauigkeit wird durch eine Variation der Dimensionierung des Suchraums entsprechend 6.3.1 angepasst. Die *Whetting*-Suche wird mit $I = 64$ und den in 6.3.2 ermittelten Parametern durchgeführt.

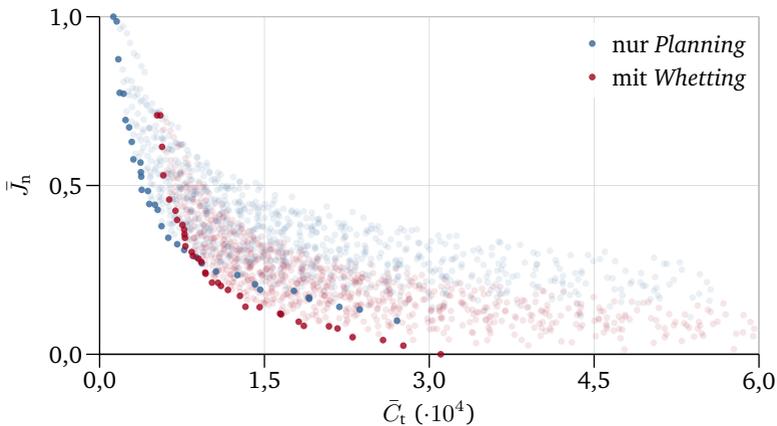


Abbildung 6.11: Anzahl berechneter Zustandsübergänge \bar{C}_t und durchschnittlich erreichte Güte \bar{J}_n für verschiedene *Planning*-Konfigurationen mit und ohne *Whetting*. Pareto-optimale Konfigurationen sind hervorgehoben.

Wegen der überproportionalen Abhängigkeit zwischen der Anzahl von Zustandsboxen und den zu berechnenden Zustandsübergängen steigt der *Planning*-Suchaufwand bei einer hohen geforderten Genauigkeit schnell ins Unbeherrschbare. In diesem Fall erweist sich die weniger rechenintensive *Whetting*-Suche als vorteilhaft. Sie ist jedoch nur dann sinnvoll, wenn die *Planning*-Trajektorie als Initiallösung bereits eine ausreichende Genauigkeit aufweist. Bis zum Erreichen dieser Genauigkeit ist es günstiger, zusätzliche Rechenzeit in die explorative Suche zu investieren.

Um eine optimale Konfiguration für die Strategieplanung zu erreichen, ist es also zunächst notwendig, die Genauigkeitserfordernisse der Regelung zu bestimmen. Anschließend ist es möglich, durch Simulationsdurchläufe mit geeigneten Testvektoren die *Planning*- und *Whetting*-Konfiguration zu ermitteln, die diesen Erfordernissen mit minimalem Berechnungsaufwand gerecht werden.

6.4 Untersuchungen im geschlossenen Regelkreis

Neben der durchschnittlichen Güte \bar{J}_n der Steuertrajektorien wirken sich eine Reihe anderer Größen auf die erreichbare Güte der vorausschauenden Regelung aus. Diese Einflüsse umfassen hauptsächlich:

Zeitliche Konsistenz Da die Strategietrajektorien zyklisch neu geplant werden, ist jeweils nur ihr Anfangsbereich tatsächlich relevant für die Regelung. Ein Wechsel zwischen zwei für sich betrachtet günstigen Trajektorien führt unter Umständen zu einem suboptimalen Regelverhalten.

Randbedingungen Die Strategieplanung basiert auf einer Prädiktion der Fahrzeugumgebung über dem Planungshorizont. In der Realität ist diese Vorausschau nicht immer verlässlich. Diese Unsicherheiten können dazu führen, dass Strategien, die zum Zeitpunkt der Berechnung günstig erscheinen, im zeitlichen Verlauf zu einem suboptimalen Systemverhalten führen.

Störungen Wenn das Fahrzeug nicht wie erwartet auf den Verlauf der Steuergrößen $u^*(t)$ reagiert, führt die geplante Zustandstrajektorie $x^*(t)$ nicht zu einem optimalen Regelverhalten. Gründe hierfür sind externe Störeinflüsse sowie Ungenauigkeiten in der Modellierung von Fahrzeugumgebung und -verhalten.

Zur Untersuchung der erreichbaren Regelgüte ist eine Analyse von \bar{J}_n (6.2) im offenen Regelkreis daher nicht ausreichend. Neben einer ausreichenden Genauigkeit der Trajektorienplanung ist auch eine robuste und angemessene Reaktion auf Störeinflüsse sowie eine ausreichende zeitliche Konsistenz der geplanten Strategien erforderlich. Belastbare Aussagen über das Zusammenspiel aller Systemkomponenten zum Erreichen dieser Ziele und über die Regelgüte, die unter realistischen Bedingungen tatsächlich erreicht werden kann, erfordern eine Simulation im geschlossenen Regelkreis.

6.4.1 Vorgehensweise und Bewertung

Maßgeblich für die Bewertung der Regelgüte im geschlossenen Kreis sind der Verlauf der am Fahrzeug gesteuerten Größen $\mathbf{u}(t)$ und der resultierende Verlauf des Systemzustands $\mathbf{x}(t)$ über der Simulationszeit T_s . Analog zum offenen Regelkreis wird zur Bewertung die Zielfunktion $l(\cdot)$ der Strategieplanung herangezogen:

$$J_s = \frac{1}{T_s} \int_0^{T_s} l(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t), t) dt \quad (6.3)$$

Wie auch in der Auswertung im offenen Regelkreis werden Systemparameter variiert, um ihren Einfluss auf J_s zu untersuchen. Basis der Untersuchung sind aus verschiedenen Messfahrten abgeleitete Simulationsdaten. Die relativ hohe Abstraktionsebene der Regelgüte J_s ermöglicht einen einfachen Vergleich verschiedener Simulationsdurchläufe. Um sicherzustellen, dass mit der Optimierung von J_s das gewünschte Regelverhalten erreicht wird, ist zunächst eine geeignete Parametrierung der Bewertungsfunktion $l(\cdot)$ zu ermitteln, die im Folgenden vorausgesetzt wird.

Grundsätzlich werden die Bewertungsergebnisse durch den Einfluss von Störungen und Änderungen der Randbedingungen mit einer Streuung überlagert. Da diese Ereignisse durch die Regelung nicht vorherzusehen sind, wirken sie sich in den einzelnen Simulationsdurchläufen zufällig auf die Regelgüte aus. Um einen aussagefähigen Vergleich verschiedener Systemkonfigurationen zu erhalten, sind daher ausreichend lange Simulationszeiten notwendig, die diesen Einfluss auf die Ergebnisse dämpfen.

Die Methodik zur Untersuchung der Regelgüte im geschlossenen Kreis wird im Folgenden am Beispiel der vorausschauenden Längsregelung vorgestellt. Zur Vereinfachung wird für diese Untersuchungen auf die in 5.3.1 vorgestellte Geschwindigkeits-Grobplanung und die Berücksichtigung der Querregelung verzichtet.

6.4.2 Einfluss der Suchgenauigkeit

Um den Einfluss der Genauigkeit der Strategieplanung \bar{J} auf die erreichbare Regelgüte J_s zu untersuchen, wird die Variation der *Planning*-Dimensionierung (siehe 6.3.1) für die Geschwindigkeitsplanung im geschlossenen Regelkreis wiederholt. Die Anzahl der Boxen, die für die Zustandsdimensionen der Geschwindigkeitsplanung (siehe 4.1.2) vorgesehen sind, wird mit N_s , N_v und N_a bezeichnet.

Abbildung 6.12a zeigt den Einfluss einer Variation von N_v und N_a auf die normierte Genauigkeit der Strategieplanung \bar{J}_n (Planungsgüte) im geschlossenen Regelkreis. Hier ergibt sich ein ähnlicher Zusammenhang wie in 6.3.1: Mit steigender Zahl von Zustandsboxen verbessert sich die erreichbare Genauigkeit, der Genauigkeitszugewinn wird aber immer kleiner. Im Vergleich zeigt Abbildung 6.12b den Einfluss auf die erreichbare Regelgüte J_s : Während die grundsätzliche Tendenz einer höheren Güte bei einer größeren Anzahl von Zustandsboxen in beiden Auswertungen übereinstimmt, tritt hier eine deutlich größere Streuung auf, gegenüber der die systematische Verbesserung bei großen Werten von N_v und N_a vernachlässigbar wird.

Grundsätzlich ist bei einer Variation der Zahl der Zustandsboxen mit einer Streuung zu rechnen (siehe 3.4.1), die sich auf den geschlossenen Regelkreis überträgt. Da diese sich über die Änderung des Fahrzeugzustands auch auf zukünftige Strategien auswirkt, verstärkt sich ihr Effekt. Aus diesem Grund konvergieren die in Abbildung 6.13 dargestellten, simulierten Geschwindigkeitsverläufe nicht gleichmäßig zu einem Optimalverlauf. Dies wird auch daran deutlich, dass sich die J_s -Verläufe verschiedener Konfigurationen kreuzen.

Ein weiterer Einfluss ergibt sich aus unerwarteten Änderungen der Randbedingungen, etwa bei $s = 3,0$ km, wo ein plötzlich auftauchender Vorausfahrender ein scharfes Bremsen erforderlich macht. Da diese Änderungen nicht vorhergesehen werden können, ist es Zufall, ob sich das Fahrzeug zum Zeitpunkt ihres Auftretens in einem günstigen oder ungünstigen Zustand befindet.

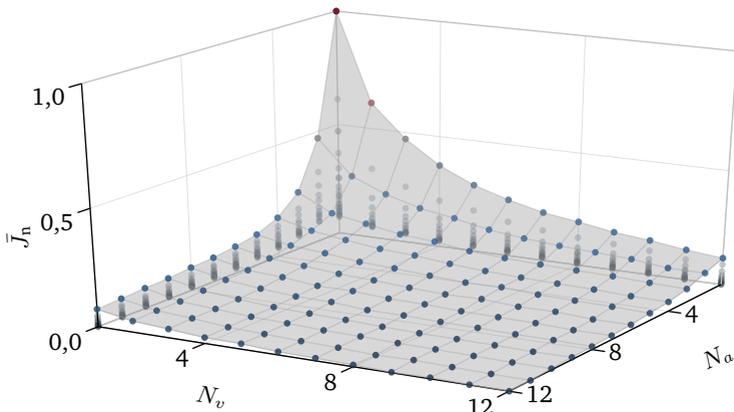
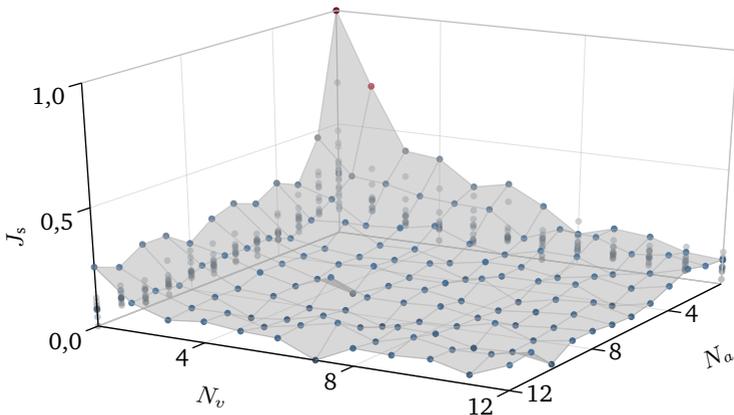
(a) Strategiegüte \bar{J}_n (b) Regelgüte J_s

Abbildung 6.12: Entwicklung von durchschnittlicher Güte der berechneten Strategien \bar{J}_n und in der Simulation erreichter Regelgüte J_s bei einer Variation der Anzahl der Zustandsboxen für Geschwindigkeit N_v und Beschleunigung N_a im *Planning*

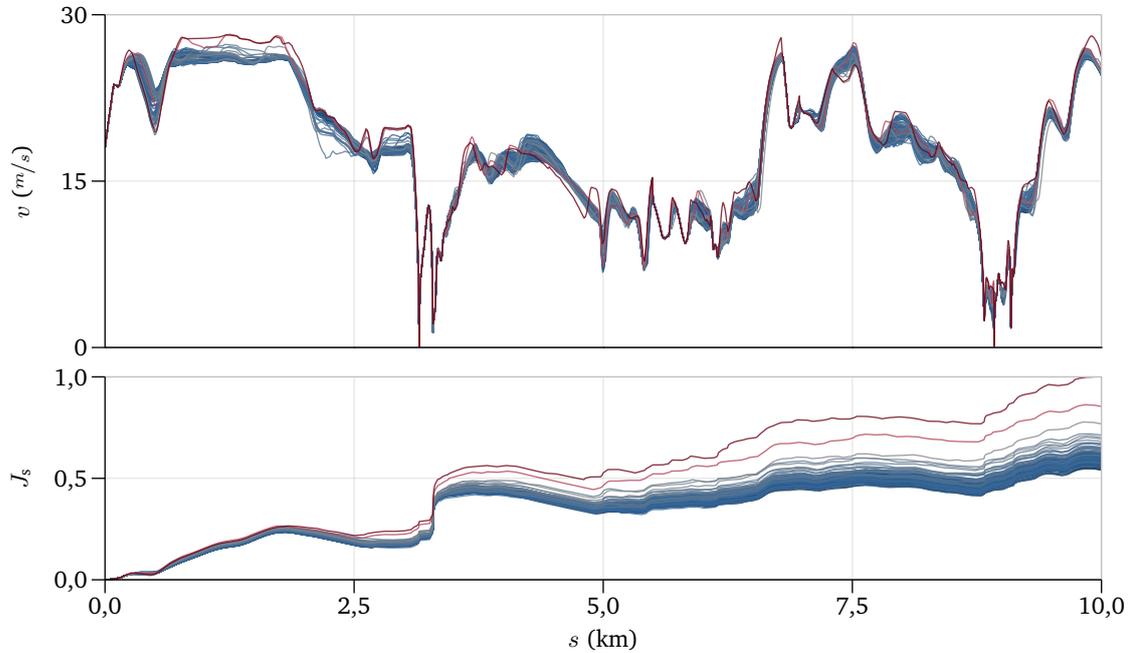


Abbildung 6.13: Ausschnitt aus den mit verschiedenen *Planning*-Konfigurationen simulierten Verläufen von Geschwindigkeit $v(t)$ und erreichter Regelgüte $J_s(t)$. Da die Geschwindigkeitsverläufe nicht gleichmäßig konvergieren, kommt es zu Überschneidungen der simulierten Güteverläufe.

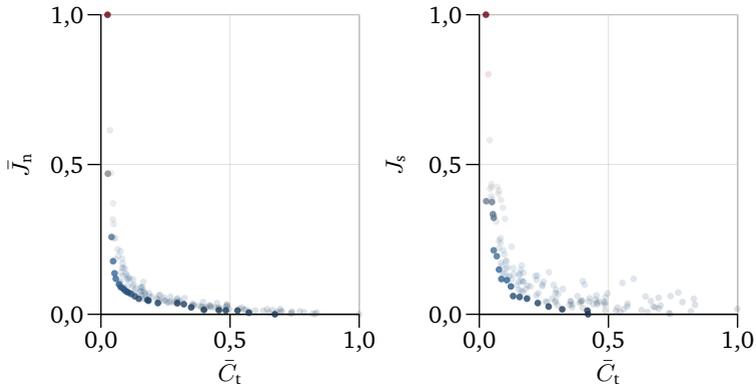


Abbildung 6.14: Vergleich der von verschiedenen Konfigurationen erreichten Planungs- \bar{J}_n und Regelgüte J_s und dem normierten notwendigen Rechenaufwand \bar{C}_t . Pareto-optimale Konfigurationen sind jeweils hervorgehoben.

Zusätzlich zur größeren Streuung ist im Fall von J_s auch eine frühere Konvergenz feststellbar. Dies geht aus Abbildung 6.14 hervor, die Planungs- und Regelgüte sowie den dafür anfallenden normierten Berechnungsaufwand darstellt. Während sich \bar{J}_n bis $\bar{C}_t \approx 0,7$ reduziert, wird bereits bei $\bar{C}_t \approx 0,4$ der J_s -Minimalwert erreicht. Ein geringeres \bar{J}_n führt dann nicht mehr zu einer Verbesserung von J_s .

Ein Grund hierfür ist, dass die Steuergrößen in der Zwei-Ebenen-Stabilisierung (siehe 2.3) nicht direkt aus der Strategie- sondern aus der Stabilisierungsplanung abgeleitet werden. Da also im Nahbereich ohnehin hochfrequent neu geplant wird, reduziert sich die notwendige Genauigkeit der Strategieplanung.

Da die Genauigkeit der Modellierung von Fahrzeug und Umgebung begrenzt ist, verhält sich das Fahrzeug nicht exakt wie in der Strategieplanung angenommen. Eine Planungsgenauigkeit, die diese Granularität übersteigt, führt nicht zu einer höheren Regelgüte.

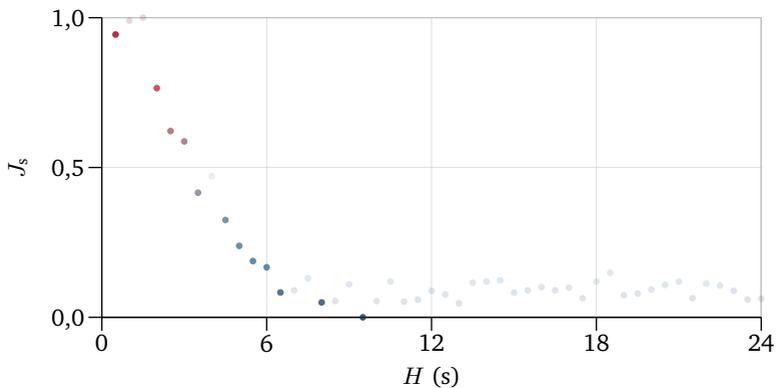


Abbildung 6.15: Erreichbare Regelgüte J_s bei einer Variation des Planungshorizonts H der Strategieplanung. Pareto-optimale Konfigurationen sind hervorgehoben.

6.4.3 Einfluss des Planungshorizonts

Neben der Suchgenauigkeit hat auch der Horizont der Strategieplanung einen wesentlichen Einfluss auf Regelgüte und Rechenzeitanforderungen der vorausschauenden Regelung. Grundsätzlich ist mit Blick auf die Rechenzeit ein kurzer Horizont anzustreben; um eine hohe Regelgüte erreichen zu können, muss jedoch ein ausreichend langer Horizont gewährleistet sein, der es ermöglicht, rechtzeitig auf vorausliegende Randbedingungen zu reagieren.

Abbildung 6.15 zeigt den Einfluss des Horizonts H der Strategieplanung für die Längsregelung auf die Regelgüte J_s . In der Simulation über ca. 40 km Überlandfahrt mit einem konventionell betriebenen Fahrzeug kann bis zu einem Horizont $H = 9,5$ s eine Verbesserung der Regelgüte durch eine größere Vorausschau erzielt werden. Über diesen Wert hinaus ist nur noch eine zufällige Streuung der durchschnittlichen Güte festzustellen.

6.4.4 Einfluss der Stabilisierung

Neben der Genauigkeit der Strategieplanung wirkt sich auch die Reaktion auf Störungen entscheidend auf die erreichbare Regelgüte J_s aus. In [11] wird der Einfluss der Stabilisierung auf J_s und die generierte Rechenlast L untersucht. Basis ist die Simulation einer Überlandfahrt mit einer Länge von 10 km. Drei Stabilisierungsansätze werden in die in 5.3 vorgestellte Systemarchitektur integriert und verglichen:

Low-Level-Stabilisierung Die Optimalsteuerstrategie $\mathbf{x}^*(t)$ wird durch einen PI-Regler verfolgt, der den zugehörigen Steuervektor $\mathbf{u}^*(t)$ als Vorsteuerung nutzt. Diese wird angepasst, um Abweichungen zwischen $\mathbf{x}(t)$ und $\mathbf{x}^*(t)$ auszugleichen. Die Optimalstrategie $\mathbf{x}^*(t)$ wird mit einer Zykluszeit von $T_{\text{strat}} = 500$ ms aktualisiert und nach ihrer Initialisierung nicht mehr an den tatsächlichen Systemzustand $\mathbf{x}(t)$ angeglichen (siehe 2.2.2).

High-Level-Stabilisierung In jedem Reglerzyklus wird $\mathbf{x}(t)$ als Ausgangszustand für die Berechnung von $\mathbf{u}^*(t)$ herangezogen. Um die Stabilität der Regelung zu gewährleisten, muss die Planung mit einer höheren Frequenz ($T_{\text{stab}} = 100$ ms) ausgeführt werden als im Low-Level-Ansatz, wo die Stabilisierung durch den unterlagerten Regler übernommen wird (siehe 2.2.1).

Zwei-Ebenen-Stabilisierung Die Optimalsteuerstrategie $\mathbf{x}^*(t)$ wird in einem T_{strat} -Zyklus generiert. Der Regelkreis wird durch die Stabilisierungsstrategie $\hat{\mathbf{x}}(t)$ geschlossen, die in einem T_{stab} -Zyklus neu berechnet wird. Ziel von $\hat{\mathbf{x}}(t)$ ist es, den Systemzustand $\mathbf{x}(t)$ im Fall von Abweichungen über dem Stabilisierungshorizont optimal auf den geplanten Zustandsverlauf $\mathbf{x}^*(t)$ zurückzuführen (siehe 2.3).

Die Implementierung der Strategieplanung ist jeweils identisch. Regelverhalten und Rechenzeitanforderungen unterscheiden sich damit ausschließlich aufgrund der verschiedenen Stabilisierungsansätze.

Um den Einfluss des Stabilisierungsprinzips auf den Berechnungsaufwand der vorausschauenden Regelung einzuschätzen, wird der Horizont H der Strategieplanung variiert. Zwischen Planungshorizont und Rechenaufwand besteht ein näherungsweise linearer Zusammenhang. Bis zum Erreichen eines Sättigungswerts ist außerdem davon auszugehen, dass sich die Regelgüte mit längerem Horizont verbessert. Das Verhältnis zwischen Regelgüte J_s und Rechenlast¹ L kann daher als *Recheneffizienz* des Verfahrens bezeichnet werden.

Die drei Stabilisierungsansätze werden zunächst in einer idealisierten Simulationsumgebung betrieben, in der das Simulationsmodell $\hat{x}(\cdot)$ nahezu ideal durch das Prädiktionsmodell $\mathbf{m}(\cdot)$ beschrieben wird. Abbildung 6.16a zeigt die Kombinationen von Regelgüte J_s und Rechenlast L der drei Ansätze bei verschiedenen Längen des Horizonts H . Erwartungsgemäß erreichen alle Ansätze ähnliche Gütewerte: Da in der idealisierten Simulation nur geringfügige Abweichungen zwischen erwartetem und tatsächlichem Systemverhalten auftreten, ist die Stabilisierung kaum gefordert und hat entsprechend auch keinen wesentlichen Einfluss auf die Regelgüte.

Dennoch wirkt sich die Stabilisierung deutlich auf die Rechenlast L der vorausschauenden Regelung aus: Da die Optimalsteuerstrategie $x^*(t)$ im Fall einer High-Level-Stabilisierung häufiger aktualisiert werden muss, ist die Rechenlast hier im Vergleich zu den beiden anderen Ansätzen deutlich erhöht. Verglichen mit einem Low-Level-Ansatz fällt für die Zwei-Ebenen-Stabilisierung wegen der zusätzlichen Berechnung von $\hat{x}(t)$ eine etwas höhere Rechenlast an.

Bei einer hohen Übereinstimmung zwischen erwartetem und tatsächlichem Systemverhalten zeigen die Low-Level- und Zwei-Ebenen-Stabilisierung also eine vergleichbare Recheneffizienz; das High-Level-Prinzip fällt im Vergleich deutlich ab.

¹Zur Ermittlung der Rechenlast wurde die Anzahl der CPU-Zyklen pro Sekunde Simulationszeit herangezogen. Jeder Simulationsdurchlauf wurde dafür in jeweils einem Thread ausgeführt. Der Prozessor war bei allen Durchläufen voll ausgelastet, um Querwirkungen, etwa durch Kontextwechsel, zu minimieren.

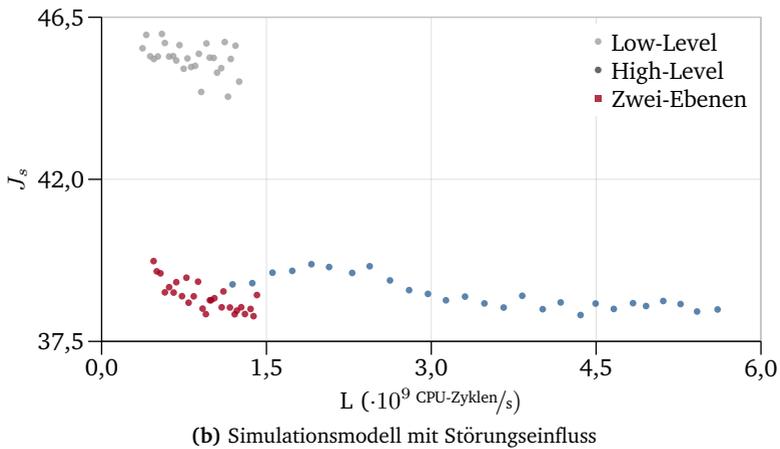
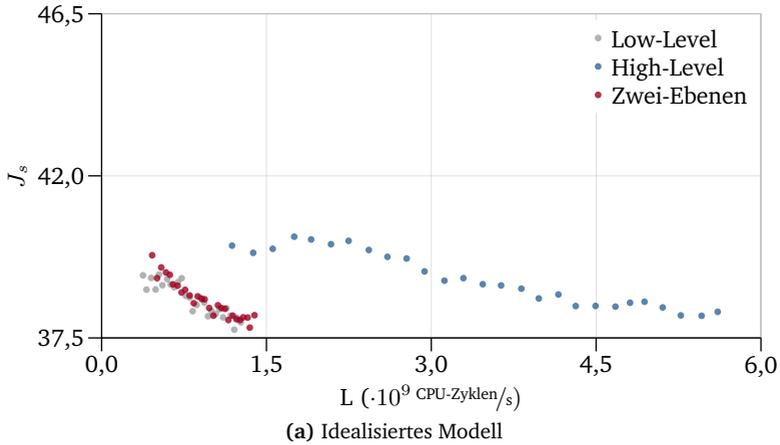


Abbildung 6.16: Vergleich der Recheneffizienz von High-Level-, Low-Level- und Zwei-Ebenen-Stabilisierung für verschiedene Horizontlängen der Längsbahnplanung im Fall eines idealen und eines gestörten Simulationsmodells [11]

Dieses Bild ändert sich jedoch, wenn der Zusammenhang zwischen dem Simulations- $\dot{x}(\cdot)$ und dem Prädiktionsmodell $m(\cdot)$, wie in Abbildung 6.16b dargestellt, durch externe Störungen aufgeweicht wird. In diesem Durchlauf werden dem Simulationsmodell drei synthetische Störungsprofile überlagert:

- Eine sinusförmige Widerstandskraft mit einer Periode von 2000 m und einer Amplitude von 250 N simuliert längerfristige Störungen, wie sie etwa durch ein ungenaues Fahrwiderstandsmodell auftreten können.
- Eine zweite Widerstandskraft (250 m, 63 N) bildet höherfrequente Störungen ab, die beispielsweise durch Windeinflüsse entstehen können.
- Zusätzlich simuliert eine impulsförmige Geschwindigkeitsstörung mit einer Amplitude von $0,2 \text{ m/s}$ alle 100 m und wechselndem Vorzeichen Einflüsse, die sich etwa aus einer unebenen Fahrbahnoberfläche ergeben können.

Der Einfluss der sinusförmigen Widerstände auf die Simulation ist in Abbildung 6.17 dargestellt. Gegenüber einem realen Störungsprofil haben diese synthetischen Einflüsse den Vorteil der Mittelwertfreiheit: Im Idealfall sollte ein Regler in der Lage sein, die Störungen ohne eine Verschlechterung der durchschnittlichen Regelgüte auszugleichen. Die Absolutwerte der durchschnittlichen Bewertung J_s beider Durchläufe sind damit vergleichbar.

Im Fall der High-Level- und Zwei-Ebenen-Stabilisierung führen diese Störungen zu einer leichten Entwertung längerer Planungshorizonte: Da der Planer nicht in der Lage ist, die Störungen entlang des Horizonts zu extrapolieren, ist es nicht mehr zuverlässig möglich, den Fahrzeugzustand frühzeitig an Änderungen der Randbedingungen anzupassen. Davon abgesehen sind jedoch beide Ansätze in der Lage, das Niveau der Regelgüte in Anwesenheit des mittelwertfreien Störungsprofils zu halten.

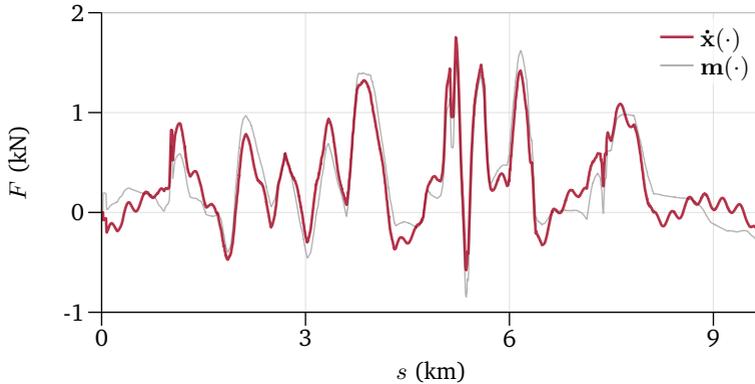


Abbildung 6.17: Vergleich der vom Simulationsmodell $\dot{x}(\cdot)$ und vom Prädiktionsmodell $m(\cdot)$ berechneten Fahrwiderstände F unter dem Einfluss des sinusförmigen Störungsmodells [11]

Für die Low-Level-Stabilisierung trifft dies nicht zu: Um Abweichungen zwischen $x(t)$ und $x^*(t)$ zu korrigieren, muss der PI-Regler hier häufig eingreifen und den Steuervektor $u(t)$ gegenüber $u^*(t)$ verändern. Im Gegensatz zu den anderen Ansätzen kann die Optimalsteuerstrategie $x^*(t)$ nicht angepasst werden, um diese Störungen zu berücksichtigen. Der Regler ist also darauf beschränkt, lokale Anpassungen an der Strategie vorzunehmen, die gegebenenfalls den Zielen der Optimalsteuerung zuwiderlaufen. Insgesamt resultiert daraus eine deutliche Verschlechterung der Regelgüte J_s .

Grundsätzlich wären im Beispiel Verbesserungen der Robustheit der Low-Level-Stabilisierung möglich, etwa durch eine komplexere Struktur des unterlagerten Reglers. Gegenüber der Umsetzung eines High-Level- oder Zwei-Ebenen-Ansatzes wäre dies jedoch mit einem erheblichen Zusatzaufwand verbunden. Mit Blick auf Robustheit, Recheneffizienz und Implementierungsaufwand erweist sich die Zwei-Ebenen-Stabilisierung damit als bester Ansatz.

6.5 Fahrversuche

Im letzten Schritt soll das Prinzip der vorausschauenden Längs- und Querregelung in der Realfahrt demonstriert werden. Die Untersuchungen im offenen und geschlossenen Regelkreis haben sich auf die Fähigkeit des Systems konzentriert, die Vorgaben einer gegebenen Zielfunktion zu erfüllen. Für die Betrachtung des Systemverhaltens im Realbetrieb wird zusätzlich die genaue Formulierung dieser Zielfunktion relevant. Die vier Teilstrategien verfolgen unterschiedliche und teilweise gegensätzliche Ziele:

- Die Längsführung zielt auf einen möglichst energieeffizienten Geschwindigkeitsverlauf mit einer hohen durchschnittlichen Geschwindigkeit ab.
- Ziel der Triebstrangsteuerung ist ein hoher durchschnittlicher Wirkungsgrad der Triebstrangkomponenten; gleichzeitig ist die Zahl der notwendigen Umschaltvorgänge zu minimieren.
- Die Hybridsteuerung strebt unter Berücksichtigung von Längsführung und Triebstrangsteuerung eine effiziente Nutzung des Hybridsystems an. Neben der Effizienz ist hier auch die Frequenz notwendiger Startvorgänge des Verbrennungsmotors relevant für die Bewertung.
- In der Querführung wird ein komfortables Fahrzeugverhalten angestrebt; gleichzeitig soll die Längsführung geringstmöglich eingeschränkt werden.

Das Wunschverhalten der vorausschauenden Regelung wird durch die Gewichtung dieser gegenläufigen Ziele bestimmt, die von der Parametrierung des Systems abhängt. Neben der Gewichtung der Zielfunktion hat auch die Gestaltung der Randbedingungen, die aus der Fahrzeugumgebung abgeleitet werden, Einfluss auf das Regelverhalten. Eine quantitative Analyse des Regelverhaltens oder eine Potentialabschätzung sind daher immer nur im Kontext der gewählten Parametrierung aussagekräftig.

Die in Kapitel 5 beschriebene, prototypische Implementierung der vorausschauenden Fahrregelung verfügt über eine Vielzahl von Einstellgrößen, um die Ableitung von Randbedingungen aus der Fahrzeugumgebung sowie die Zielfunktion für die optimale Regelung zu konfigurieren. Eine detaillierte Auswertung der Aus- und Wechselwirkungen dieser Parameter in Bezug auf das Regelverhalten wäre mit einem sehr hohen Aufwand verbunden.

Die quantitative Auswertung des Regelverhaltens und eine Potentialabschätzung erscheinen vor diesem Hintergrund nicht als zielführend. Funktionsweise und Regelungsprinzip des Fahrerassistenzsystems sollen stattdessen im Folgenden exemplarisch an einzelnen Fahrsituationen dargestellt werden. Für eine Diskussion des Potentials einer vorausschauenden Fahrstrategie im Realfahrzeug sei an dieser Stelle auf die Literatur [8, 100, 103, 131] verwiesen.

Insgesamt wurden im Rahmen dieser Arbeit Versuchsfahrten im Umfang von mehr als 9.000 km durchgeführt und zur Auswertung aufgezeichnet, die in Abbildung 6.18 dargestellt sind. Aus diesem Pool wird zur Demonstration der vorausschauenden Längs- und Querregelung im Versuchsfahrzeug beispielhaft die in Abbildung 6.19 dargestellte Versuchsfahrt herangezogen.

Die Fahrtroute umfasst den gesamten Anwendungsbereich der integrierten Längs- und Querregelung: Bei den Streckenabschnitten ❶ und ❷ handelt es sich um Landstraßen mit moderaten Kurven und Steigungen. Mit weitestgehend gut sichtbaren Fahrbahnmarkierungen erfüllen sie eine Grundanforderung des prototypischen Assistenzsystems. Abschnitt ❸ führt über die Autobahn 8, an die sich im Abschnitt ❹ eine gut ausgebaute, teils mehrspurige Schnellstraße anschließt. Die Aufzeichnung umfasst 64 km, von denen 58 km in integrierter Längs- und Querregelung gefahren wurden. Auf weiteren 6 km war die Datenlage für eine automatisierte Querregelung nicht ausreichend. Hierbei handelte es sich auf der Strecke insbesondere um Autobahnauffahrten, Kreuzungssituationen und Kreisverkehre, die nur in Längsregelung durchfahren werden konnten.

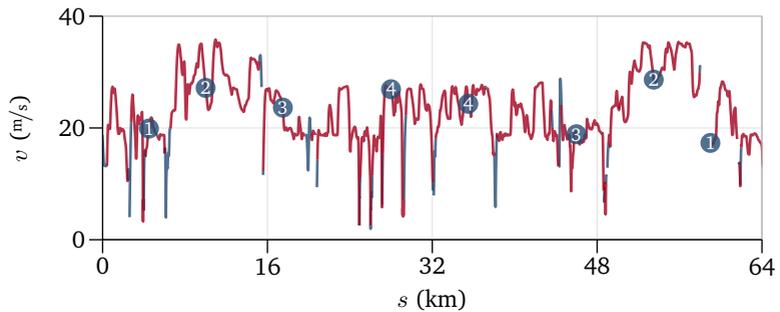
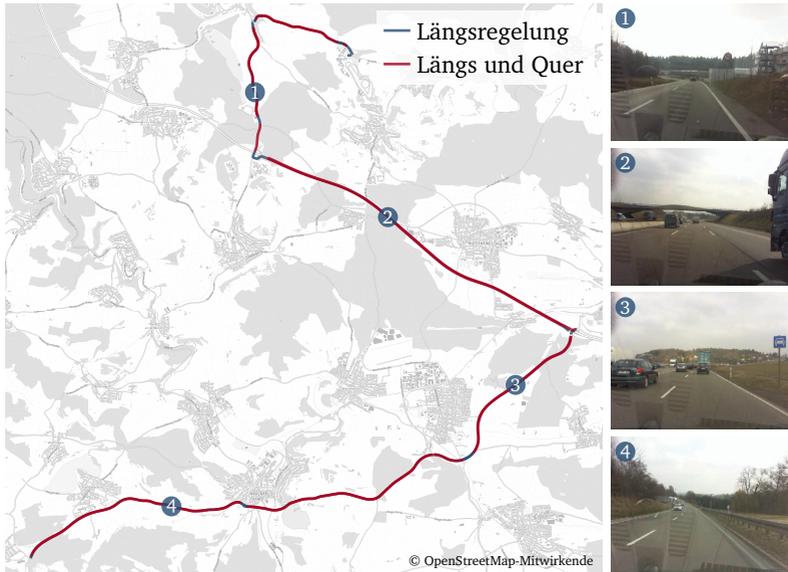


Abbildung 6.19: Übersicht über die ausgewählte Versuchsfahrt zur Demonstration der vorausschauenden Längs- und Querregelung

6.5.1 Vorausschauende Querregelung

Abbildung 6.20 zeigt die Funktionsweise der vorausschauenden Querregelung am Beispiel einer doppelten Kurvendurchfahrt auf einer Landstraße. Dabei nutzt die vorausschauende Regelung den Toleranzbereich innerhalb der Fahrspur aus, um der Fahrbahn mit möglichst geringen Lenkradeingriffen folgen zu können.

In Vorbereitung auf das Durchfahren der Linkskurve richtet sich das Fahrzeug in ① zunächst rechts von der Spurmitte aus ($s_y < 0$), um den Kurvenradius zu vergrößern. Beim Durchfahren der Linkskurve zwischen ① und ② nähert sich das Fahrzeug erst der linken und anschließend wieder der rechten Spurbegrenzung; die Kurve wird geschnitten.

Zwischen ② und ③ nutzt das System den Toleranzbereich in der Fahrspur aus, um durch einen geringen Lenkradwinkel-Gradienten den Querruck im Fahrzeug zu minimieren. Dieses Manöver wiederholt sich zwischen ③ und ④ in der Gegenrichtung, wird hier jedoch durch einen Störeingriff des Fahrers unterbrochen.

Vor und nach der Kurvendurchfahrt toleriert die Regelung kleinere Abweichungen von der Spurmitte, um die notwendigen Lenkeingriffe zu minimieren. So lässt die Regelung bei $s \approx 250$ m auf gerader Strecke ein „Treiben“ des Fahrzeugs in der Spur zu und greift nur minimal zur Korrektur ein.

Da die prototypische Implementierung auf der im Versuchsträger verfügbaren Seriensensorik und einer Serien-Navigationskarte basiert, ist die Verlässlichkeit der Vorausschaudaten begrenzt. Neben einem optimalen Regelverhalten sind daher insbesondere die Robustheitseigenschaften der vorausschauenden Querregelung gefordert. Abbildung 6.20 (oben) zeigt den Verlauf der während der Kurvendurchfahrt übertragenen Navigationsdaten. Hier sind Unstetigkeiten in der Geometriedarstellung erkennbar, welche die Verlässlichkeit der Streckenvorausschau reduzieren.

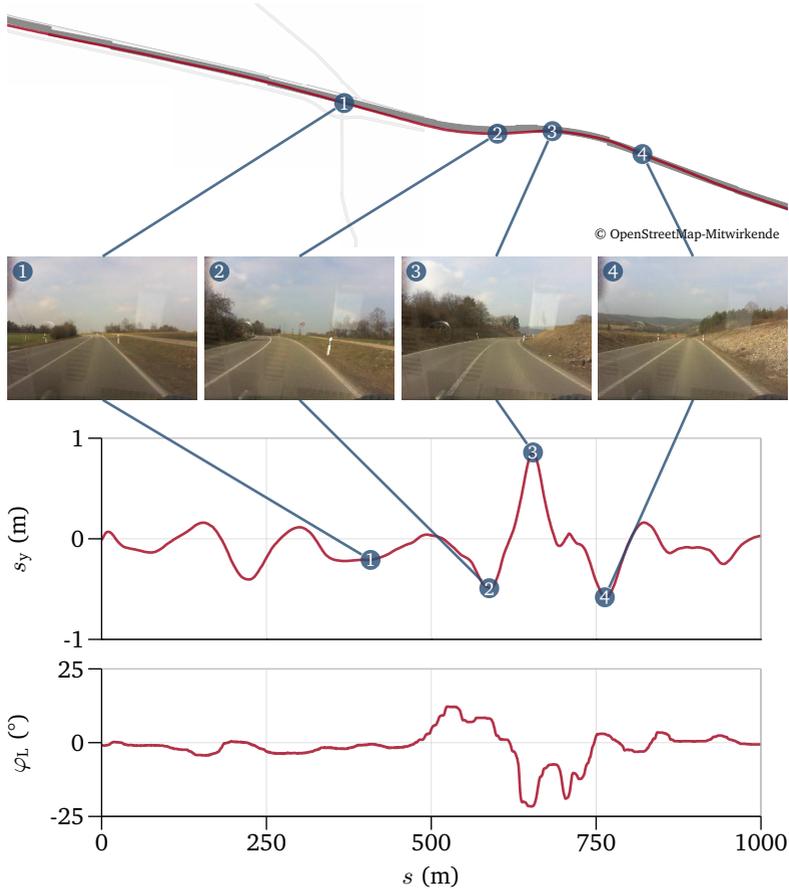


Abbildung 6.20: Durchfahrt einer Landstraßenkurve in automatischer Querregelung. Das Fahrzeug richtet sich vor der Linkskurve ① zunächst rechts in der Spur aus und nutzt dann zwischen ②, ③ und ④ die verfügbare Fahrbahn aus. Vor und nach der Kurvendurchfahrt werden kleinere Abweichungen s_y von der Spurmitte toleriert, um den Lenkwinkel φ_L zu minimieren.

6.5.2 Automatisierter Spurwechsel

Abbildung 6.21 zeigt den Ablauf eines vom Fahrerassistenzsystem durchgeführten Spurwechsels auf einer Autobahn. Die Aufforderung zum Spurwechsel erfolgt in der prototypischen Umsetzung durch den Fahrer; als Ausblick wäre hier die Verbindung mit einer strategischen Fahrspurplanung denkbar.

Die Initiierung des Spurwechsels erfolgt durch Setzen des Blinkers. Da in der prototypischen Umsetzung Fahrzeuge auf Nebenspuren nicht zuverlässig erkannt werden können, ist zusätzlich eine Bestätigung durch einen Lenkimpuls am Lenkrad erforderlich. Das Spurwechselmanöver wird in ① durch ein Handmoment am Lenkrad freigegeben. Die Querregelung reagiert zunächst mit einer leichten Gegenkraft, die mit dem Auslösen des Spurwechsels zurückgenommen wird.

Mit Beginn des Spurwechsels verschiebt sich die linke für die Planung relevante Fahrbahnbegrenzung auf die Nebenspur. Gleichzeitig wird ein Sperrbereich eingerichtet, der Strategie- und Stabilisierungsplanung zwingt, die aktuelle Fahrspur zu verlassen. Verglichen mit den Fahrbahnbegrenzungen wird auf diesen Sperrbereich jedoch mit engeren Steuergrenzen reagiert, die einen komfortablen Spurwechsel ermöglichen.

Nach dem Überfahren der Mittellinie wird der Relativwinkel des Fahrzeugs zur Spur in ③ zunächst erhöht, um ein schnelleres Einordnen zu ermöglichen. Anschließend wird das Fahrzeug wieder fahrbahnparallel ausgerichtet. Das System nutzt dabei die verfügbare Fahrbahnbreite aus, um den erforderlichen Querruck zu minimieren.

Nach dem Erreichen der Zielspur in ④ wechselt auch die rechte relevante Begrenzung auf die aktuelle Fahrspur; der Spurwechsel ist abgeschlossen.

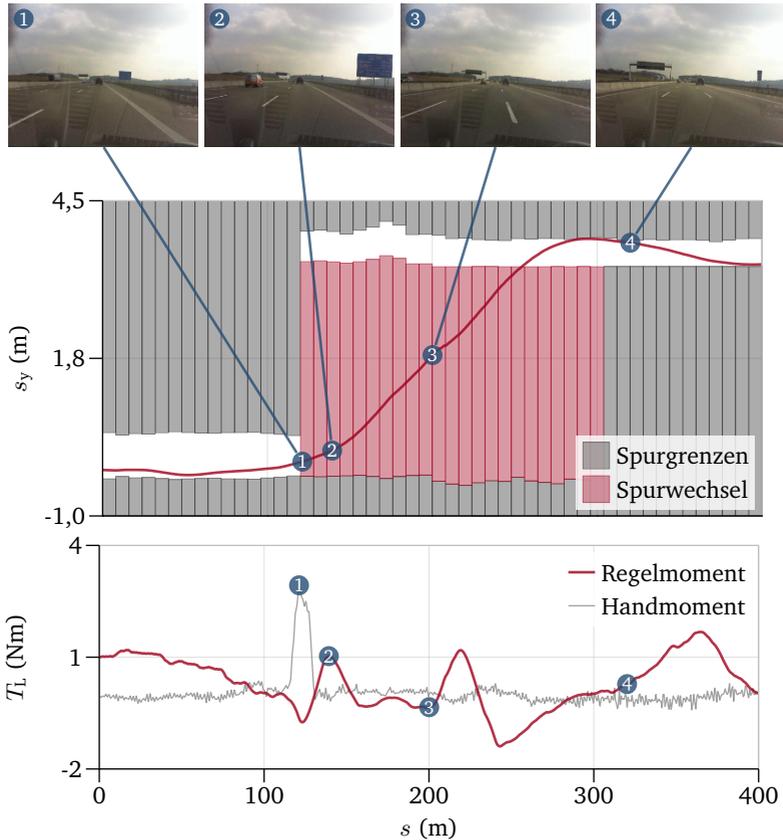


Abbildung 6.21: Automatisierter Spurwechsel auf einer Autobahn. Die Anforderung wird in ① vom Fahrer durch ein Lenkradmoment T_L bestätigt. In ② richtet sich das Fahrzeug zum Spurwechsel aus und beginnt in ③, sich auf der Zielspur auszurichten. In ④ ist der Spurwechsel abgeschlossen.

6.5.3 Überholsituation in Längsregelung

Abbildung 6.22 zeigt eine Überholsituation, die in der Messung mit aktivierter Längsregelung durchfahren wird. Die Übersichtsgrafik in Abbildung 6.23 zeigt alle während der Sequenz von Strategie und Stabilisierungsplanung berechneten Trajektorien. Zusätzlich ist der gemessene Geschwindigkeitsverlauf der vorausfahrenden Fahrzeuge dargestellt. Die Detailgrafiken verdeutlichen jeweils den Stand von Strategie- und Stabilisierungsplanung zu den Zeitpunkten ① bis ④.

In ① und ③ befindet sich das System im quasistationären Zustand: In Frei- und Folgefahrt hinter einem gut zu prädizierenden Vorausfahrenden kann die Stabilisierung der Strategie folgen. Randbedingung ist dabei, dass das Ende der Stabilisierungstrajektorie auf der Optimalsteuerstrategie liegt. Da das Fahrzeug keinen wesentlichen Störungen ausgesetzt ist, ist die Stabilisierung kaum gefordert. Dies äußert sich in der Kohärenz von Stabilisierungs- und Strategietrajektorien.

Dieser Zustand endet durch Abweichungen zwischen erwarteter und tatsächlicher Entwicklung der Randbedingungen, die sich in ② durch das plötzliche Auftauchen und in ④ durch das unerwartete Beschleunigen des Vorausfahrenden ergeben. Die Stabilisierung weicht dann kurzzeitig von der Strategie ab, bis diese neu berechnet wird. Zwischen ② und ③ reagiert das Fahrzeug langsamer als erwartet auf die von der Stabilisierung angeforderte Verzögerung. Diese Störung spiegelt sich in einem „Verwischen“ der Trajektorien nach ② wider.



Abbildung 6.22: Visualisierung der Überholsituation

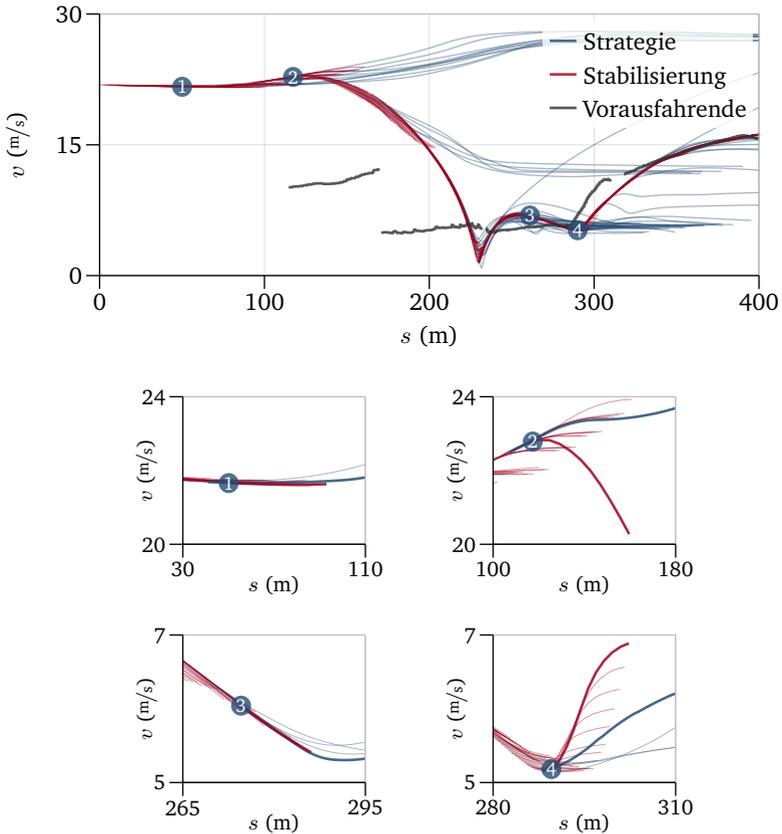


Abbildung 6.23: Strategie- und Stabilisierungsplanung der Längsregelung während einer Überholmanöver. In ① und ③ verfolgt die Stabilisierung die Strategie. Unerwartete Änderungen erfordern in ② und ④ ein kurzzeitiges Abweichen der Stabilisierung von der strategischen Vorgabe.

7 Zusammenfassung und Ausblick

Vor dem Hintergrund engerer gesetzlicher Rahmenbedingungen und eines gesteigerten Umweltbewusstseins kommt der Effizienz von Kraftfahrzeugen im realen Fahrbetrieb eine wachsende Bedeutung zu. Eine Möglichkeit zur Verbrauchsreduktion besteht in der Berücksichtigung von Vorausschaudaten, um das Fahrzeug und seine Komponenten optimal zu steuern. Im Rahmen der vorliegenden Arbeit wurde ein Fahrerassistenzsystem für vorausschauendes automatisiertes Fahren entwickelt. Es umfasst die Längs- und Querführung des Fahrzeugs sowie die Steuerung der relevanten Triebstrangkomponenten.

Für eine echtzeitfähige optimale Regelung ist ein geeigneter Stabilisierungsansatz notwendig. Er muss eine ausreichend lange Zykluszeit zur Planung der Vorausschaustrategie gewährleisten und dennoch hochfrequent auf Störungen reagieren. Um dabei eine optimale Regelgüte zu erreichen, wurden bestehende Ansätze erweitert und das Prinzip der Zwei-Ebenen-Stabilisierung hergeleitet.

Die Strategieplanung erfordert ein Verfahren, um das zugrunde liegende Optimalsteuerproblem mit geringem Berechnungs- und Implementierungsaufwand sowie einer hohen Genauigkeit zu lösen. Dafür wurde ein dreistufiges Verfahren entworfen, das sich aus einer regelbasierten Einschränkung des Suchraums (*Sketching*), einer Initialschätzung mittels Dynamischer Programmierung (*Planning*) und einer lokalen Suche nach der Optimaltrajektorie (*Whetting*) zusammensetzt. Die

Suche wird zusätzlich durch Heuristiken und bestehendes Vorwissen gesteuert. Dieses Verfahren wurde auf die Optimalsteuerprobleme der vorausschauenden Längsführung, Querverführung sowie der Steuerung von Triebstrang und Hybridkomponenten angewandt.

Die vorausschauende Regelung wurde als Fahrerassistenzsystem prototypisch in ein Versuchsfahrzeug integriert. Zur Auswertung wurden die einzelnen Module des Systems zunächst im offenen Regelkreis bezüglich ihres Berechnungsaufwands und der Genauigkeit ihrer Trajektorienplanung untersucht. Die Einflüsse von Stabilisierungsansatz sowie Horizont und Genauigkeit der Trajektorienplanung wurden anschließend im Gesamtsystem simulativ ausgewertet. Dafür wurde ein Ansatz vorgestellt, um in Versuchsfahrten gemessene Fahrzeug- und Umgebungsdaten mit einem reaktiven Fahrzeugmodell zu verbinden. Die Funktionsweise des Assistenzsystems im realen Fahrbetrieb wurde am Beispiel verschiedener Fahrsituationen exemplarisch diskutiert.

In der prototypischen Umsetzung des Fahrerassistenzsystems können automatische Spurwechsel unter Überwachung des Fahrers durchgeführt werden. Mit einer besseren Abdeckung des Fahrzeugumfelds durch Sensorik könnte ein noch höherer Automatisierungsgrad erreicht werden. Bei Verfügbarkeit ausreichender Informationen über die Fahrzeugumgebung wäre es außerdem denkbar, die Geschwindigkeits-Grobplanung auf mehrspurigen Straßen mit einer strategischen Spurwechselplanung zu verbinden.

Im Rahmen der vorliegenden Arbeit konnte die prinzipielle Umsetzbarkeit der vorausschauenden Fahrregelung in einer Echtzeitanwendung demonstriert werden. Als Hostsystem kam ein leistungsfähiger PC zum Einsatz, auf dem neben den Algorithmen auch Anwendungen zur Messung und Auswertung ausgeführt wurden. Im Hinblick auf einen möglichen zukünftigen Einsatz in einem Seriensteuergerät ist eine Überarbeitung der Implementierung mit Fokus auf Rechenzeit- und Speicheranforderungen erforderlich. Eine weitere Reduktion des Rechenaufwands könnte durch eine Weiterentwicklung der verwendeten Suchheuristiken erreicht werden.

Anwendung im Nutzfahrzeug

Die im Rahmen dieser Arbeit entwickelten Algorithmen wurden hauptsächlich im Hinblick auf eine Anwendung im PKW motiviert. Zur Demonstration ihrer Allgemeingültigkeit und Skalierbarkeit sollen die Längsregelung und Triebstrangsteuerung des in Kapitel 5 vorgestellten Assistenzsystems prototypisch auf einen LKW übertragen werden. Das Anwendungsgebiet des Systems beschränkt sich in diesem Fall auf Autobahnen und autobahnähnlich ausgebaute Landstraßen.

Grundsätzlich sind die Überlegungen zur Strategieplanung für Längsführung und Triebstrangsteuerung aus Kapitel 4 auf schwere Nutzfahrzeuge übertragbar. Gegenüber der Anwendung im PKW sind jedoch kleinere Anpassungen notwendig, die im Folgenden zusammengefasst sind. Für eine umfassende Diskussion der Unterschiede zwischen der vorausschauenden Längsregelung von PKW und LKW sei hier auf [126] verwiesen.

Während zulässige Kurvengeschwindigkeiten für PKW allgemein aus dem Krümmungsverlauf der Fahrbahn abgeleitet werden können (siehe 4.1), besteht bei Nutzfahrzeugen eine erhebliche Abhängigkeit von der Beladung des Fahrzeugs. Da die Fahrbahnkrümmung auf Autobahnen in aller Regel ohnehin keinen Einfluss auf die Wahl der Geschwindigkeit hat, werden Kurven in der Geschwindigkeitsplanung hier nicht betrachtet. Aufgrund der höheren Fahrzeugmasse kommt der kinetischen Energie und damit dem Geschwindigkeitsverlauf hingegen eine größere Bedeutung zu. Mit der geforderten Genauigkeit steigt damit gegenüber der Anwendung im PKW auch der Berechnungsaufwand für die Geschwindigkeitsplanung.

Automatische Getriebe, die in PKW zur Anwendung kommen, ermöglichen es in der Regel, Gangwechsel ohne Zugkraftunterbrechung durchzuführen. Im Gegensatz hierzu sind in Nutzfahrzeugen Schaltvorgänge meist nur ohne Last möglich. Ihre Dauer liegt zudem im Sekundenbereich und damit deutlich über der von PKW-Getrieben. Ein Gangwechsel, der eine Phase hoher Zugkraft unterbricht, ist im LKW daher zunächst mit einem Geschwindigkeitsverlust verbunden, der in der Planung berücksichtigt werden muss [50, 126]. Dies erweitert die in 4.2.4 ausgeführten Wechselwirkungen zwischen Längsführung und Triebstrangsteuerung.

Um diesen Zusammenhang in der Strategieplanung darstellen zu können, wird vereinfachend angenommen, dass der mit einem Gangwechsel verbundene Geschwindigkeitsverlust zu einer Unstetigkeit im Geschwindigkeitsverlauf führt [50]; die Dauer des Schaltvorgangs wird also abstrahiert. Der Verlust wird aus der Zugkraftforderung zum Zeitpunkt des Gangwechsels sowie aus der durchschnittlichen Schaltzeit des Fahrzeugs abgeschätzt.

Für die Versuchsfahrten zur Erprobung des Assistenzsystems kam der in Abbildung A.1 dargestellte Lastkraftwagen vom Typ *Scania R450* zum Einsatz. Das Fahrzeug war bis zu einem Gesamtgewicht von 24 t beladen und wurde für einige Versuche zusätzlich mit einem Anhänger ausgestattet, der die Masse des Gespanns auf 50,5 t erhöhte. Die in Abbildung A.2 aufgeführten Versuchsfahrten wurden im Februar 2016 auf der schwedischen Autobahn E 4 zwischen Fittja und Nyköping durchgeführt.

Abbildung A.3 zeigt exemplarisch einen Ausschnitt aus einer Messfahrt ohne Anhänger. Die Zielgeschwindigkeit der Längsregelung war in allen Versuchen auf $v_{\text{set}} = 22,2 \text{ m/s}$ eingestellt. In der Grafik wird deutlich, wie das System positive und negative Abweichungen von diesem Wert nutzt, um die Geschwindigkeit an den Steigungsverlauf der Fahrbahn anzupassen. So ist es beispielsweise möglich, durch eine temporäre Geschwindigkeitsüberhöhung in Senken die potentielle Energie des Fahrzeugs möglichst vollständig zu nutzen. Umgekehrt



Abbildung A.1: Versuchsfahrzeug Scania R450

können unnötige Rückschaltungen teilweise durch ein kurzzeitiges Unterschreiten der Setzgeschwindigkeit vermieden werden. Die Schaltstrategie zeichnet sich in diesem Abschnitt durch eine häufige Nutzung des Freilaufs aus.

Ein ähnlicher Ausschnitt einer Versuchsfahrt mit dem vollständigen Gespann ist in Abbildung A.4 dargestellt. Im Vergleich zur Fahrt ohne Anhänger fällt zunächst ein geringeres Geschwindigkeitsniveau auf, da die Leistung des Zugfahrzeugs bei Steigungen teilweise nicht ausreicht, um die eingestellte Zielgeschwindigkeit zu halten. Dies äußert sich auch in einer deutlich geringeren Nutzung des Freilaufs sowie generell kleineren Gängen in Zugphasen.

Eine detaillierte Anpassung der Parameter der vorausschauenden Längsführung für Nutzfahrzeuge lag nicht im Fokus dieser Arbeit. Die vorliegenden Fahrversuche ermöglichen daher keine Potentialabschätzung, demonstrieren aber die Skalierbarkeit der im Rahmen dieser Arbeit entwickelten Konzepte über die in 6.5 vorgestellte Umsetzung im Sportwagen hinaus.

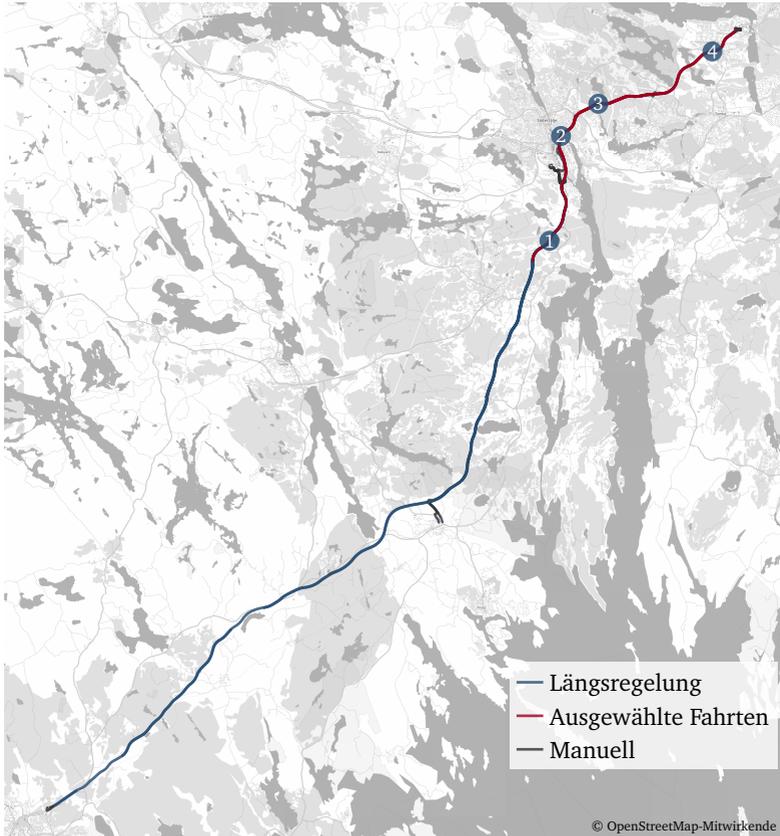


Abbildung A.2: Übersicht über die Versuchsstrecke auf der schwedischen Autobahn E 4 zwischen Fittja und Nyköping. Die auf den folgenden Seiten dargestellten Fahrten sind hervorgehoben und zur Verdeutlichung durch die Wegpunkte ① bis ④ gekennzeichnet.

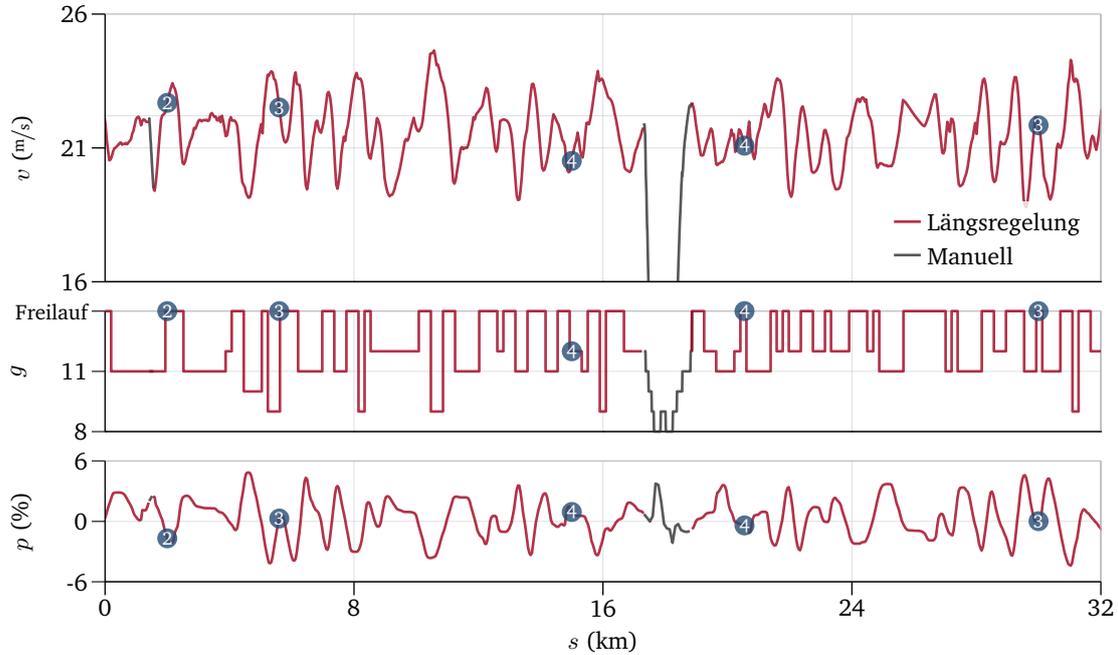


Abbildung A.3: Auszug aus dem Verlauf von Fahrzeuggeschwindigkeit v , eingelegtem Gang g und Fahrbahnsteigung p während einer Versuchsfahrt ohne Anhänger (Fahrzeuggewicht 24 t). Die Punkte ② bis ④ entsprechen den Wegpunkten in Abbildung A.2, bei ④ findet ein Wechsel der Fahrtrichtung statt.

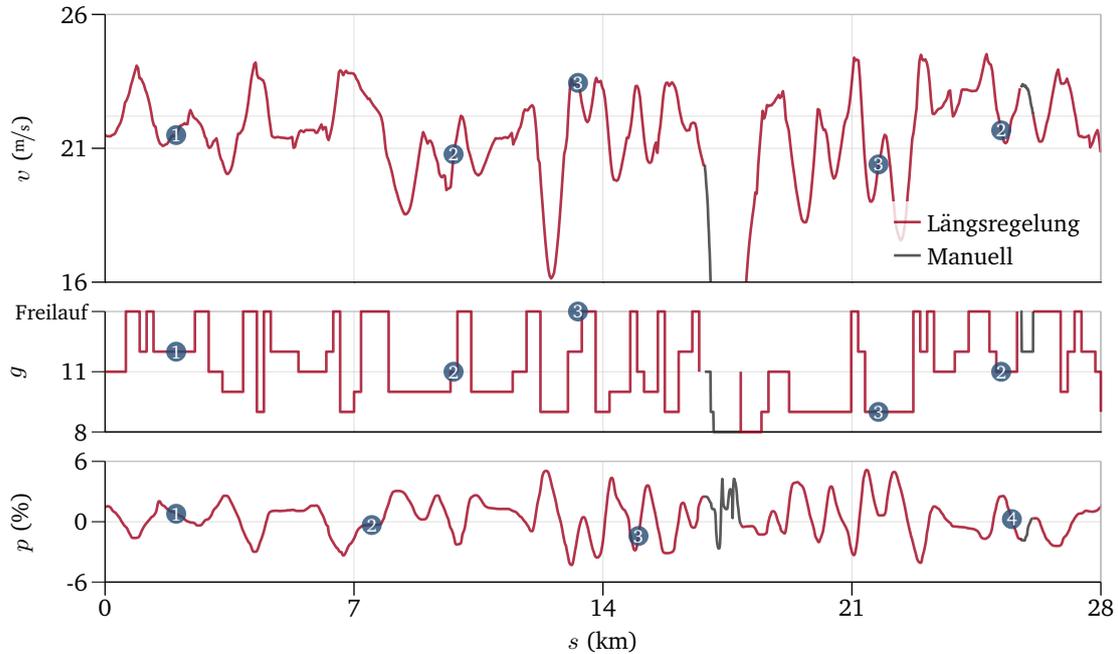


Abbildung A.4: Auszug aus dem Verlauf von Fahrzeuggeschwindigkeit v , eingelegetem Gang g und Fahrbahnsteigung p während einer Versuchsfahrt mit Anhänger (Gesamtgewicht 50,5 t)

Abbildungsverzeichnis

2.1	Zustandsdarstellung eines dynamischen Systems . . .	8
2.2	Optimale Steuerung eines dynamischen Systems . . .	11
2.3	High-Level-Stabilisierung eines dynamischen Systems	13
2.4	Low-Level-Stabilisierung eines dynamischen Systems	14
2.5	Bi-Level-Stabilisierung	15
2.6	Zwei-Ebenen-Stabilisierungsansatz für die optimale Regelung eines dynamischen Systems	18
3.1	Grundprinzip der Dynamischen Programmierung . .	25
3.2	Kostenbasierte Umsetzung der Zustandsbegrenzungen in der Dynamischen Programmierung	31
3.3	Umsetzung der Zustandsbeschränkungen durch Einschränken des Diskretisierungsraums	33
3.4	Umsetzung der Zustandsbeschränkungen durch Erweitern der Steuerbegrenzungen	35
3.5	Dynamische Programmierung mit äquidistanter Zustandsdiskretisierung in jedem Zeitschritt	37
3.6	Vergleich zwischen interpolierter Zustandstrajektorie und tatsächlichem Zustandsverlauf	38
3.7	Vergleich der Zielabweichung bei verschiedenen Zustandsdiskretisierungen	39
3.8	Dynamische Programmierung mit gleichverteilten Zustandsboxen	41
3.9	Rekonstruktion der Optimaltrajektorie der Dynamischen Programmierung im kontinuierlichen Zustandsraum	42
3.10	Erstellen der <i>Heatmap</i>	44

3.11	Dynamische Programmierung mit Steuerung der Suchgenauigkeit	45
3.12	Vergleich der in <i>Planning</i> und <i>Whetting</i> berechneten Lösungen am Beispiel eines nicht-konvexen Optimalsteuerproblems	51
3.13	Vergleich der Bewertung von <i>Planning</i> - und <i>Whetting</i> -Trajektorie mit den minimalen Kosten für das Erreichen aller möglichen Zustände im Planungsraum	52
3.14	Vergleich der erreichbaren Strategiebewertung J bei verschiedener Suchgenauigkeit in <i>Planning</i> und <i>Whetting</i>	53
3.15	Verlauf der in <i>Planning</i> und den <i>Whetting</i> -Iterationen berechneten Steuertrajektorien	55
4.1	Statische Geschwindigkeitseinschränkungen der Längsregelung	61
4.2	Zulässige Höchstgeschwindigkeit in Abhängigkeit von Abstand und Geschwindigkeit des Zielfahrzeugs . . .	62
4.3	Zustandsraum der Geschwindigkeitsplanung mit allen Trajektorienkandidaten einer Suche in 12 Schritten .	64
4.4	Maximal erreichbare Beschleunigung auf ebener, gerader Strecke in Abhängigkeit von eingelegtem Gang und Geschwindigkeit eines Beispielfahrzeugs	67
4.5	Verlauf der gewählten Gänge und durchschnittlichen Kosten aller Trajektorienkandidaten einer Strategieplanung	69
4.6	Strukturierung des Zustandsraums durch Boxen bei kombinierter Berechnung von Geschwindigkeits- und Triebstrangstrategie	71
4.7	Strukturierung des kombinierten Zustandsraums von Triebstrang- und Hybridstrategieplanung durch Boxen	76
4.8	Randbedingungen der Strategieplanung am Beispiel eines Spurwechsels auf einer gekrümmten Straße . .	81
4.9	Zustandsraum, Randbedingungen und Trajektorienkandidaten der Strategieplanung für die Querregelung .	83

5.1	Statusanzeige des Fahrerassistenzsystems in integrierter Längs- und Querführung während eines automatisch durchgeführten Spurwechsels	87
5.2	Visualisierung des elektronischen Horizonts während einer Ortsdurchfahrt	89
5.3	Softwarearchitektur der vorausschauenden Fahrregelung	93
5.4	Trajektorien und Suchkandidaten von Geschwindigkeits-Grobplanung und Längsbahnplanung	95
5.5	Anbindung des in Abbildung 5.3 dargestellten, prototypischen Fahrerassistenzsystems an die Fahrzeugschnittstellen im Versuchsträger	99
5.6	Aktive Längs- und Querregelung im Versuchsfahrzeug	100
6.1	Prinzip des Modellabgleichs zwischen Messung und Simulation	108
6.2	Vergleich der simulierten Steigungsdaten zweier Simulationsläufe mit unterschiedlichen Geschwindigkeitsprofilen	110
6.3	Vergleich der Simulation vorfahrender Fahrzeuge in zwei Durchläufen mit unterschiedlichen Geschwindigkeitsprofilen des Ego-Fahrzeugs	111
6.4	Vergleich von in der Realfahrt gemessenem und simuliertem Geschwindigkeits- und Beschleunigungsprofil	113
6.5	Unterschiedliche Systemreaktionen auf Abweichungen zwischen Simulation und Messfahrt	114
6.6	Verteilung der auftretenden Differenzen zwischen gemessenem und simuliertem Geschwindigkeits- und Beschleunigungsverlauf	115
6.7	Entwicklung von durchschnittlicher Trajektorienbewertung und Anzahl berechneter Zustandsübergänge im <i>Planning</i> bei einer Variation der Zahl der Zustandsboxen	118
6.8	Entwicklung der durchschnittlicher Bewertung bei einer Variation der Zahl der Zustandsboxen für Richtung und <i>y</i> -Position	119

6.9	Erreichbare durchschnittliche Güte für verschiedene Kombinationen der Parameter zur Anpassung des Suchbereichs nach 64 Suchiterationen	121
6.10	Erreichbare durchschnittliche Güte in Abhängigkeit von der Zahl der <i>Whetting</i> -Iterationen und dem Anpassfaktor T_{fail}	123
6.11	Anzahl berechneter Zustandsübergänge und durchschnittlich erreichte Güte für verschiedene <i>Planning</i> -Konfigurationen mit und ohne <i>Whetting</i>	124
6.12	Entwicklung von durchschnittlicher Güte der berechneten Strategien und in der Simulation erreichter Regelgüte bei einer Variation der Anzahl der Zustandsboxen für Geschwindigkeit und Beschleunigung im <i>Planning</i>	128
6.13	Ausschnitt aus den mit verschiedenen <i>Planning</i> -Konfigurationen simulierten Verläufen von Geschwindigkeit und erreichter Regelgüte	129
6.14	Vergleich der von verschiedenen Konfigurationen erreichten Planungs- und Regelgüte und dem normierten notwendigen Rechenaufwand	130
6.15	Erreichbare Regelgüte bei einer Variation des Planungshorizonts der Strategieplanung	131
6.16	Vergleich der Recheneffizienz von High-Level-, Low-Level- und Zwei-Ebenen-Stabilisierung für verschiedene Horizontlängen der Längsbahnplanung im Fall eines idealen und eines gestörten Simulationsmodells . . .	134
6.17	Vergleich der vom Simulationsmodell und vom Prädiktionsmodell berechneten Fahrwiderstände unter dem Einfluss des sinusförmigen Störungsmodells	136
6.18	Übersicht über die im Rahmen der Arbeit durchgeführten Versuchsfahrten in automatischer Längs- und Querregelung	139
6.19	Übersicht über die ausgewählte Versuchsfahrt zur Demonstration der vorausschauenden Längs- und Querregelung	140

6.20	Durchfahrt einer Landstraßenkurve in automatischer Querregelung	142
6.21	Automatisierter Spurwechsels auf einer Autobahn . .	144
6.22	Visualisierung der Überholsituation	145
6.23	Strategie- und Stabilisierungsplanung der Längsregelung während einer Überholsituation	146
A.1	Versuchsfahrzeug <i>Scania R 450</i>	151
A.2	Übersicht über die Versuchsstrecke auf der schwedischen Autobahn E 4 zwischen Fittja und Nyköping . .	152
A.3	Auszug aus dem Verlauf von Fahrzeuggeschwindigkeit, eingelegtem Gang und Fahrbahnsteigung während einer Versuchsfahrt ohne Anhänger	153
A.4	Auszug aus dem Verlauf von Fahrzeuggeschwindigkeit, eingelegtem Gang und Fahrbahnsteigung während einer Versuchsfahrt mit Anhänger	154

Literaturverzeichnis

- [1] ADAMY, J. : *Nichtlineare Regelungen*. Berlin, Heidelberg : Springer-Verlag, 2009
- [2] AEBERHARD, M. ; RAUCH, S. ; BAHRAM, M. ; TANZMEISTER, G. ; THOMAS, J. ; PILAT, Y. ; HOMM, F. ; HUBER, W. ; KAEMPCHEN, N. : Experience, Results and Lessons Learned from Automated Driving on Germany's Highways. In: *IEEE Intell. Transport. Syst. Mag.* 7 (2015), Nr. 1, S. 42–57
- [3] AMBÜHL, D. : *Energy Management Strategies for Hybrid Electric Vehicles*, ETH Zürich, Diss., 2009
- [4] APPELT, C. : *Modellbasierte Optimalsteuerung im Energiemanagement des Kraftfahrzeugs*, Technische Universität Berlin, Diss., 2014
- [5] ATTIA, R. ; ORJUELA, R. ; BASSET, M. : Combined Longitudinal and Lateral Control for Automated Vehicle Guidance. In: *Vehicle System Dynamics* (2014)
- [6] AUDI: *Audi Q7 Prädiktiver Effizienzassistent*. Pressemitteilung, Mai 2015
- [7] BACH, J. ; BAUER, K.-L. ; HOLZÄPFEL, M. ; HILLENBRAND, M. ; SAX, E. : Control Based Driving Assistant Functions' Test Using Recorded In-Field Data. In: *7. Tagung Fahrerassistenzsysteme München*, 2015
- [8] BACK, M. : *Prädiktive Antriebsregelung zum energieoptimalen Betrieb von Hybridfahrzeugen*, Karlsruher Institut für Technologie, Diss., 2005

- [9] BAUER, I. : *Numerische Verfahren zur Lösung von Anfangswertaufgaben und zur Generierung von ersten und zweiten Ableitungen mit Anwendungen bei Optimierungsaufgaben in Chemie und Verfahrenstechnik*, Universität Heidelberg, Diss., 1999
- [10] BAUER, K.-L. : *Optimierungspotentiale in einer prädiktiven Betriebsstrategie eines Hybridfahrzeugs*, Karlsruher Institut für Technologie, Diplomarbeit, 2013
- [11] BAUER, K.-L. ; GAUTERIN, F. : A Two-Layer Approach for Predictive Optimal Cruise Control. In: *SAE Technical Paper Series* (2016)
- [12] BELLINGHAM, J. ; CONSI, T. ; BEATON, R. ; HALL, W. : Keeping Layered Control Simple [Autonomous Underwater Vehicles]. In: *Proceedings of the Symposium on Autonomous Underwater Vehicle Technology*, 1990, S. 3–8
- [13] BELLMAN, R. : *Adaptive Control Processes: A Guided Tour*. Princeton University Press, 2015
- [14] BELLMAN, R. : *Dynamic Programming*. Princeton University Press, 1957
- [15] BESSLER, S. ; PAULIN, T. : Literature Study on the State of the Art of Probe Data Systems in Europe / FTW Telecommunications Research Center Vienna. 2013. – Forschungsbericht
- [16] BOERSMA, J. : Computation of Fresnel integrals. In: *Math. Comp.* 14 (1960), Nr. 72, S. 380
- [17] BRANDT-POLLMANN, U. : *Numerical Solution of Optimal Control Problems with Implicitly Defined Discontinuities with Applications in Engineering*, Universität Heidelberg, Diss., 2004
- [18] BROOKS, R. : A Robust Layered Control System for a Mobile Robot. In: *IEEE Journal of Robotics and Automation* 2 (1986), März, Nr. 1, S. 14–23

- [19] BUCHNER, A. : *Auf Dynamischer Programmierung basierende Nichtlineare Modellprädiktive Regelung für LKW*, Universität Heidelberg, Diplomarbeit, 2010
- [20] BULIRSCH, R. ; VÖGEL, M. ; STRYK, O. v. ; CHUCHOLOWSKI, C. ; WOLTER, T.-M. : *An Optimal Control Approach to Real-Time Vehicle Guidance*. In: *Mathematics - Key Technology for the Future*. Berlin, Heidelberg : Springer-Verlag, 2003
- [21] BUTZ, T. ; EHMANN, M. : *Virtuelle Rundenzeitoptimierung mittels realistischer Rennfahrzeugsimulation*. In: *Tagungsunterlagen 'race.tech'* (2005)
- [22] CARLSSON, A. ; REUSS, H.-C. : *An Incremental Learning Method for Foresight Information Used in Predictive Driving Strategies*. In: *7th Stuttgart International Symposium: Automotive and Engine Technology* Bd. 1. Wiesbaden : Vieweg Technology Forum, 2007, S. 377–396
- [23] CASANOVA, D. : *On Minimum Time Vehicle Manoeuvring: The Theoretical Optimal Lap*, Cranfield University, Diss., 2000
- [24] CIPOLLONE, R. ; SCIARRETTA, A. : *Analysis of the Potential Performance of a Combined Hybrid Vehicle with Optimal Supervisory Control*. In: *Proceedings of the 2006 IEEE International Conference on Control Applications*, 2006
- [25] CUBASCH, U. ; WUEBBLES, D. ; CHEN, D. ; FACCHINI, M. ; FRAME, D. ; MAHOWALD, N. ; WINTHER, J.-G. : *Introduction*. In: *Climate Change 2013: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change* (2013)
- [26] DELPRAT, S. ; GUERRA, T. ; RIMAU, J. : *Optimal Control of a Parallel Powertrain: From Global Optimization to Real Time Control Strategy*. In: *Proceedings of IEEE 55th Vehicular Technology Conference* Bd. 4, 2002, S. 2082–2088

- [27] DELPRAT, S. ; GUERRA, T. M. ; RIMAU, J. : Évaluation de stratégies de commande pour véhicules hybrides parallèles / Université de Valenciennes. 2002. – Forschungsbericht
- [28] DENIS, N. : *Système de gestion d'énergie d'un véhicule électrique hybride rechargeable à trois roues*, Université de Sherbrooke, Diss., 2014
- [29] DICKMANN, E. D. ; MAURER, M. : Eine Systemarchitektur für sehende autonome Straßenfahrzeuge. In: *Automatisierungstechnik* 47 (1999), Nr. 2, S. 70–79
- [30] DIEHL, M. ; BOCK, H. ; SCHLÖDER, J. P. ; FINDEISEN, R. ; NAGY, Z. ; ALLGÖWER, F. : Real-time Optimization and Nonlinear Model Predictive Control of Processes Governed by Differential-algebraic Equations. In: *Journal of Process Control* 12 (2002), Nr. 4, S. 577–585
- [31] DORNIEDEN, B. ; JUNGE, L. ; PASCHEKA, P. : Vorausschauende energieeffiziente Fahrzeuflängsregelung. In: *ATZ - Automobiltechnische Zeitschrift* 114 (2012), Nr. 3, S. 230–235
- [32] DUREKOVIC, S. ; SMITH, N. : Architectures of Map-Supported ADAS. In: *2011 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 2011, S. 207–211
- [33] EBERSBACH, D. : *Entwurfstechnische Grundlagen für ein Fahrerassistenzsystem zur Unterstützung des Fahrers bei der Wahl seiner Geschwindigkeit*, Technische Universität Dresden, Diss., 2006
- [34] ECKSTEIN, L. ; ZLOCKI, A. : Safety Potential of ADAS – Combined Methods for an Effective Evaluation. In: *NHTSA paper number 13-0391, ESV* (2013)
- [35] EIGEL, T. : *Integrierte Längs- und Querführung von Personenkraftwagen mittels Sliding-Mode-Regelung*, Technische Universität Braunschweig, Diss., 2010

- [36] EUROPÄISCHES PARLAMENT: *Begrenzung der CO₂-Emissionen von Pkw*. Pressemitteilung, Febr. 2014
- [37] FLECKNER, M. : *Strategien zur Reduzierung des Kraftstoffverbrauchs für ein Vollhybridfahrzeug*, RWTH Aachen, Diss., 2010
- [38] FLEHMIG, F. ; KÄSTNER, F. ; KNÖDLER, K. ; KNOOP, M. : Eco-ACC für Elektro- und Hybridfahrzeuge. In: *ATZ - Automobiltechnische Zeitschrift* 116 (2014), S. 22–27
- [39] FÖLLINGER, O. : *Optimierung dynamischer Systeme*. München, Wien : R. Oldenbourg, 1988
- [40] FRITZSCHE, C. : *Ein Beitrag zur prädiktiven Regelung verbrennungsmotorischer Prozesse*, Universität Rostock, Diss., 2010
- [41] GEIGER, A. ; LAUER, M. ; MOOSMANN, F. ; RANFT, B. ; RAPP, H. ; STILLER, C. ; ZIEGLER, J. : Team AnnieWAY's Entry to the 2011 Grand Cooperative Driving Challenge. In: *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems* 13 (2012), Sept., Nr. 3, S. 1008–1017
- [42] GERDTS, M. : A Moving Horizon Technique for the Simulation of Automobile Test-drives. In: *Z. Angew. Math. Mech.* 83 (2003), Nr. 3, S. 147–162
- [43] GIESEN, N. : *Intelligent HYBRID - Energiewende*. Pressemitteilung, Apr. 2014. – Daimler AG
- [44] GONG, Q. ; LI, Y. ; PENG, Z.-R. : Trip-Based Optimal Power Management of Plug-in Hybrid Electric Vehicles. In: *IEEE Transactions on Vehicular Technology* 57 (2008), Nov., Nr. 6, S. 3393–3401
- [45] GRAICHEN, K. ; KUGI, A. ; PETIT, N. ; CHAPLAIS, F. : Handling Constraints in Optimal Control with Saturation Functions and System Extension. In: *Systems & Control Letters* 59 (2010), Nov., Nr. 11, S. 671–679

- [46] GRIMBLE, M. J.: LQG Predictive Optimal Control for Adaptive Applications. In: *Automatica* 26 (1990), Nr. 6, S. 949–961
- [47] GRIMBLE, M. J.: Generalized Predictive Optimal Control: An Introduction to the Advantages and Limitations. In: *International Journal of Systems Science* 23 (1992), Nr. 1, S. 85–89
- [48] HAUSSECKER, C. : *Development of a Real-Time Capable Method for a Model Predictive Lateral Control of Automobiles*, Karlsruher Institut für Technologie, Diplomarbeit, 2015
- [49] HEALD, M. A.: Rational Approximations for the Fresnel Integrals. In: *Mathematics of Computation* 44 (1985), Nr. 170
- [50] HELLSTRÖM, E. : *Look-ahead Control of Heavy Vehicles*, Linköping University, Diss., 2010
- [51] HELLSTRÖM, E. ; FRÖBERG, A. ; NIELSEN, L. : A Real-Time Fuel-Optimal Cruise Controller for Heavy Trucks Using Road Topography Information. In: *SAE Technical Paper Series* (2006), Nr. 2006-01-0008
- [52] HEPPELER, G. ; SONNTAG, M. ; WOHLHAUPTER, U. ; SAWODNY, O. : Predictive Planning of Optimal Velocity and State of Charge Trajectories for Hybrid Electric Vehicles. In: *Control Engineering Practice* (2016)
- [53] HERE: *HERE and Automotive Industry Leaders Taking Next Steps to Drive Global Standard for In-vehicle Data*. Pressemitteilung, Okt. 2015
- [54] HERE: *HERE Makes HD Map Data in US, France, Germany and Japan Available for Automated Vehicle Tests*. Pressemitteilung, Okt. 2015
- [55] HERE: *Vehicle Sensor Data Cloud Ingestion Interface Specification (v2.0.2)*. 2015

- [56] HOLZMANN, H. ; HALFMANN, C. ; GERMANN, S. ; WÜRTEMBERGER, M. ; ISERMANN, R. : Longitudinal and Lateral Control and Supervision of Autonomous Intelligent Vehicles. In: *Control Engineering Practice* 5 (1997), Nr. 11, S. 1599–1605
- [57] HOOKER, J. N. ; ROSE, A. B. ; ROBERTS, G. F.: Optimal Control of Automobiles for Fuel Economy. In: *Transportation Science* 17 (1983), Mai, Nr. 2, S. 146–167
- [58] HOWARD, T. ; PIVTORAIKO, M. ; KNEPPER, R. A. ; KELLY, A. : Model-Predictive Motion Planning: Several Key Developments for Autonomous Mobile Robots. In: *IEEE Robot. Automat. Mag.* 21 (2014), März, Nr. 1, S. 64–73
- [59] INAGAWA, T. ; TOMOMATSU, H. ; TANAKA, Y. ; SHIIBA, K. ; SHIRAI, H. : Shift Control System Development (NAVI-AI-SHIFT) for 5 Speed Automatic Transmissions Using Information From the Vehicle's Navigation System. In: *SAE Technical Paper Series* (2002)
- [60] ISO: *Intelligent Transport Systems – Full Speed Range Adaptive Cruise Control (FSRA) Systems – Performance Requirements and Test Procedures*. 2009
- [61] IVARSSON, M. : *Fuel Optimal Powertrain Control for Heavy Trucks Utilizing Look Ahead*, Linköping University, Diss., 2009
- [62] IVENS, T. : *Predictive Cruise Control for Heavy Duty Vehicles*, Eindhoven University of Technology, Diplomarbeit, 2010
- [63] JOHANNESSON, L. ; PETTERSSON, S. ; EGARDT, B. : Approximate Dynamic Programming Applied to a Four Quadrant Transducer Series-Parallel Hybrid Electric Bus. In: *European Control Conference (ECC)*, 2009, S. 4846–4851
- [64] JOHANNESSON, L. ; EGARDT, B. : Approximate Dynamic Programming Applied to Parallel Hybrid Powertrains. In: *Proceedings of the 17th IFAC World Congress* (2008)

- [65] JOHNSON, J. ; HAUSER, K. : Optimal Longitudinal Control Planning with Moving Obstacles. (2013)
- [66] JORGE, T. : *Optimal Cruise Control*, Universidade Técnica de Lisboa, Diplomarbeit, 2010
- [67] KAMAL, M. ; MUKAI, M. ; MURATA, J. ; KAWABE, T. : Ecological Driving Based on Preceding Vehicle Prediction Using MPC. In: *Proceedings of the 18th IFAC World Congress* (2011)
- [68] KAMAL, M. ; MUKAI, M. ; MURATA, J. ; KAWABE, T. : Model Predictive Control of Vehicles on Urban Roads for Improved Fuel Economy. In: *IEEE Trans. Contr. Syst. Technol.* 21 (2013), Nr. 3, S. 831–841
- [69] KEULEN, T. van ; NAUS, G. ; JAGER, B. de ; MOLENGRAFT, R. van d. ; STEINBUCH, M. ; ANEKE, E. : Predictive Cruise Control in Hybrid Electric Vehicles. In: *EVS24 International Battery, Hybrid and Fuel Cell Electric Vehicle Symposium*, 2009
- [70] KIM, N. ; CHA, S. ; PENG, H. : Optimal Control of Hybrid Electric Vehicles Based on Pontryagin's Minimum Principle. In: *IEEE Trans. Contr. Syst. Technol.* 19 (2011), Nr. 5, S. 1279–1287
- [71] KIRCHES, C. ; WIRSCHING, L. ; BOCK, H. ; SCHLÖDER, J. : Efficient Direct Multiple Shooting for Nonlinear Model Predictive Control on Long Horizons. In: *Journal of Process Control* 22 (2012), März, Nr. 3, S. 540–550
- [72] KIRCHES, C. : *Fast Numerical Methods for Mixed-Integer Nonlinear Model-Predictive Control*, Universität Heidelberg, Diss., 2010
- [73] KLEEN, A. T.: *Beherrschbarkeit von teilautomatisierten Eingriffen in die Fahrzeugführung*, Technische Universität Braunschweig, Diss., 2014

- [74] KOCH-GROEBER, H. ; WANG, J. : Criteria for Coasting on Highways for Passenger Cars. In: *SAE Technical Paper Series* (2014)
- [75] KORZENIETZ, P. ; KLUIN, M. ; WINNER, H. : Eine generische Systemarchitektur zur energetischen Optimierung von Fahrzeugen mithilfe von Fahrerassistenzsystemen. In: *6. Tagung Fahrerassistenz München*, 2013
- [76] LEINWEBER, D. B. ; BAUER, I. ; BOCK, H. G. ; SCHLÖDER, J. P.: An Efficient Multiple Shooting Based Reduced SQP Strategy for Large-scale Dynamic Process Optimization. Part 1: theoretical aspects. In: *Computers & Chemical Engineering* 27 (2003), Nr. 2, S. 157–166
- [77] LEINWEBER, D. B. ; SCHÄFER, A. ; BOCK, H. G. ; SCHLÖDER, J. P.: An Efficient Multiple Shooting Based Reduced SQP Strategy for Large-scale Dynamic Process Optimization: Part II: Software Aspects and Applications. In: *Computers & Chemical Engineering* 27 (2003), Nr. 2, S. 167–174
- [78] LEW, A. ; MAUCH, H. : *Dynamic Programming*. Berlin, Heidelberg : Springer-Verlag, 2007
- [79] LIN, C.-C. ; FILIPI, Z. ; WANG, Y. ; LOUCA, L. ; PENG, H. ; ASSANIS, D. N. ; STEIN, J. : Integrated, Feed-Forward Hybrid Electric Vehicle Simulation in SIMULINK and its Use for Power Management Studies. In: *SAE Technical Paper Series* (2001)
- [80] LIN, C.-C. ; PENG, H. ; GRIZZLE, J. ; KANG, J.-M. : Power Management Strategy for a Parallel Hybrid Electric Truck. In: *IEEE Trans. Contr. Syst. Technol.* 11 (2003), Nr. 6, S. 839–849
- [81] LORKOWSKI, S. ; BROCKFELD, E. ; MIETH, P. ; PASSFELD, B. ; THIESSENHUSEN, K.-U. ; SCHÄFER, R.-P. : Erste Mobilitätsdienste auf Basis von „Floating Car Data“. In: *Proceedings for 4th Aachener Colloquium "Mobilität und Stadt"*, 2003, S. 93–100

- [82] LUNZE, J. : *Regelungstechnik*. Bd. 2. 4. Auflage. Berlin, Heidelberg : Springer-Verlag, 2006
- [83] LUNZE, J. : *Regelungstechnik*. Bd. 1. 7. Auflage. Berlin, Heidelberg : Springer-Verlag, 2008
- [84] LUUS, R. : Application of Dynamic Programming to High-dimensional Non-linear Optimal Control Problems. In: *International Journal of Control* 52 (1990), Nr. 1, S. 239–250
- [85] LUUS, R. : Optimal Control by Dynamic Programming Using Systematic Reduction in Grid Size. In: *International Journal of Control* 51 (1990), Nr. 5, S. 995–1013
- [86] LUUS, R. : *Iterative Dynamic Programming*. 1. Auflage. Boca Raton, FL : CRC Press, 2000
- [87] MARKSCHLÄGER, P. ; WAHL, H.-G. ; WEBERBAUER, F. ; LEDERER, M. : Assistenzsystem für mehr Kraftstoffeffizienz. In: *ATZ - Automobiltechnische Zeitschrift* 114 (2012), Nr. 11, S. 850–855
- [88] MIELENZ, K. D.: Computation of Fresnel Integrals. In: *Journal of Research of the National Institute of Standards and Technology* 102 (1997), Nr. 3, S. 363–365
- [89] MIELENZ, K. D.: Computation of Fresnel Integrals II. In: *Journal of Research of the National Institute of Standards and Technology* 105 (2000), Nr. 4, S. 589–590
- [90] MITSCHKE, M. ; WALLENTOWITZ, H. : *Dynamik der Kraftfahrzeuge*. 5. Auflage. Wiesbaden : Springer Vieweg, 2014
- [91] MONASTYRSKY, V. V. ; GOLOWNYKH, I. M.: Rapid Computation of Optimal Control for Vehicles. In: *Transportation Research* 27 (1993), Nr. 3, S. 219–227
- [92] MOZER, M. C. ; VIDMAR, L. ; DODIER, R. H.: The Neurothermostat: Predictive Optimal Control of Residential Heating Systems. In: *Adv. In Neural Info. Proc. Systems* 9 (1997), S. 953–959

- [93] NORDSTRÖM, P.-E. : *Scania Active Prediction – New Cruise Control Saves Fuel Using GPS Data*. Pressemitteilung, 2011
- [94] PAPAGEORGIOU, M. ; LEIBOLD, M. ; BUSS, M. : *Optimierung - Statische, dynamische, stochastische Verfahren für die Anwendung*. Berlin, Heidelberg : Springer-Verlag, 2012
- [95] PAULIN, T. ; BESSLER, S. : Controlled Probing - A System for Targeted Floating Car Data Collection. In: *Intelligent Transportation Systems - (ITSC), 2013 16th International IEEE Conference on*, 2013, S. 1095–1100
- [96] PFEIFLE, C. ; GRAMMER, R. : *Predictive Powertrain Control - Schlauer Tempomat spart Sprit*. Pressemitteilung, Mai 2012. – Daimler AG
- [97] PONTRYAGIN, L. : *Mathematical Theory of Optimal Processes*. Taylor & Francis, 1987 (Classics of Soviet Mathematics)
- [98] POWELL, W. B.: *Approximate Dynamic Programming - Solving the Curses of Dimensionality*. New York : Wiley-Interscience, 2007
- [99] PRESCOTT, T. J. ; REDGRAVE, P. ; GURNEY, K. : Layered Control Architectures in Robots and Vertebrates. In: *Adaptive Behavior* 7 (1999), Nr. 1, S. 99–127
- [100] RADKE, T. : *Energieoptimale Längsführung von Kraftfahrzeugen durch Einsatz vorausschauender Fahrstrategien*, Karlsruher Institut für Technologie, Diss., 2013
- [101] REINL, C. : *Trajektorien- und Aufgabenplanung kooperierender Fahrzeuge: Diskret-kontinuierliche Modellierung und Optimierung*, Technische Universität Darmstadt, Diss., 2010
- [102] RIEKERT, P. ; SCHUNCK, T. E.: Zur Fahrmechanik des gummiereiften Kraftfahrzeugs. In: *Ingenieur-Archiv* 11 (1940), Nr. 3, S. 210–224

- [103] RIEMER, T. ; MAUK, T. ; REUSS, H.-C. : Bestimmung des Einsparpotentials eines Parallelhybridantriebes unter Nutzung von Vorausschauinformationen. In: 1 (Hrsg.): *8. Internationales Stuttgarter Symposium, Automobil- und Motorentechnik*, 2008, S. 663–648
- [104] RIEMER, T. : *Vorausschauende Betriebsstrategie für ein Erdgas-hybridfahrzeug*, Universität Stuttgart, Diss., 2011
- [105] ROUSSEAU, G. : *Véhicule hybride et commande optimale*, École Nationale Supérieure des Mines de Paris, Diss., 2008
- [106] SAERENS, B. ; VANDERSTEEN, J. ; PERSOONS, T. ; SWEVERS, J. ; DIEHL, M. ; BULCK, E. Van d.: Minimization of the Fuel Consumption of a Gasoline Engine Using Dynamic Optimization. In: *Applied Energy* 86 (2009), Sept., Nr. 9, S. 1582–1588
- [107] SAUST, F. ; WILLE, J. M. ; LICHTER, B. ; MAURER, M. : Autonomous Vehicle Guidance on Braunschweig's Inner Ring Road within the Stadtpilot Project. In: *2011 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)* (2011)
- [108] SCHÄFER, A. ; KÜHL, P. ; DIEHL, M. ; SCHLÖDER, J. ; BOCK, H. G.: Fast Reduced Multiple Shooting Methods for Nonlinear Model Predictive Control. In: *Chemical Engineering and Processing: Process Intensification* 46 (2007), Nr. 11, S. 1200–1214
- [109] SCHIMMELPFENNIG, K.-H. ; HEBING, N. : Geschwindigkeiten bei kreisförmiger Kurvenfahrt - Stabilitäts- und Sicherheitsgrenze. In: *Der Verkehrsunfall* 5 (1982), S. 97–99
- [110] SCHIMMELPFENNIG, K.-H. ; NACKENHORST, U. : Bedeutung der Querbeschleunigung in der Verkehrsunfallrekonstruktion - Sicherheitsgrenze des Normalfahrers. In: *Verkehrsunfall und Fahrzeugtechnik* 4 (1985), S. 94–96
- [111] SCHMIDT, G. : *Haptische Signale in der Lenkung: Controllability zusätzlicher Lenkmomente*, Technische Universität Braunschweig, Diss., 2009

- [112] SCHMIDT, S. : *Ein optimales Steuerungs- und Regelungskonzept für autonome Elektrofahrzeuge*, Univ. Magdeburg, Diss., 2013
- [113] SCHOUTEN, N. ; SALMAN, M. ; KHEIR, N. : Energy Management Strategies for Parallel Hybrid Vehicles Using Fuzzy Logic. In: *Control Engineering Practice* 11 (2003), Nr. 2, S. 171–177. – Automotive Systems
- [114] SCHRÖDER, J. : *Adaptive Verhaltensentscheidung und Bahnplanung für kognitive Automobile*, Univ. Karlsruhe, Diss., 2009
- [115] SCHROVEN, F. : *Probabilistische Situationsanalyse für eine adaptive automatisierte Fahrzeuglängsführung*, Technische Universität Braunschweig, Diss., 2010
- [116] SCHWALM, M. ; ECKSTEIN, L. ; ZLOCKI, A. : Idea to Product – A Modular Approach for the Evaluation of ADAS. In: *22nd Aachen Colloquium Automobile and Engine Technology*, 2013, S. 1571–1572
- [117] SCHWARZKOPF, A. ; LEIPNIK, R. : Control of Highway Vehicles for Minimum Fuel Consumption Over Varying Terrain. In: *Transportation Research* 11 (1977), Nr. 4, S. 279–286
- [118] SCHWICKART, T. ; VOOS, H. ; HADJI-MINAGLOU, J.-R. ; DAROUACH, M. ; ROSICH, A. : Design and Simulation of a Real-time Implementable Energy-efficient Model-predictive Cruise Controller for Electric Vehicles. In: *Journal of the Franklin Institute* 352 (2015), Nr. 2, S. 603–625. – Special Issue on Control and Estimation of Electrified vehicles
- [119] SCIARRETTA, A. ; BACK, M. ; GUZZELLA, L. : Optimal Control of Parallel Hybrid Electric Vehicles. In: *IEEE Trans. Contr. Syst. Technol.* 12 (2004), Nr. 3, S. 352–363
- [120] SEBESTA, K. D.: *Optimal Observers and Optimal Control: Improving Car Efficiency with Kalman and Pontryagin*, Université du Luxembourg, Diss., 2010

- [121] SHARP, R. S. ; PENG, H. : Vehicle Dynamics Applications of Optimal Control Theory. In: *Vehicle System Dynamics* 49 (2011), Nr. 7, S. 1073–1111
- [122] SIMMONS, R. G.: Structured Control for Autonomous Robots. In: *IEEE Transactions on Robotics and Automation* 10 (1994), Nr. 1, S. 34–43
- [123] SIMS, R. ; SCHAEFFER, R. ; CREUTZIG, F. ; CRUZ-NÚÑEZ, X. ; D'AGOSTO, M. ; DIMITRIU, D. ; MEZA, M. J. F. ; FULTON, L. ; KOBAYASHI, S. ; LAH, O. ; MCKINNON, A. ; NEWMAN, P. ; OUYANG, M. ; SCHAUER, J. J. ; SPERLING, D. ; TIWARI, G. : Transport. In: *Climate Change 2014: Mitigation of Climate Change. Contribution of Working Group III to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change* (2014)
- [124] STIEGELER, M. : *Entwurf einer vorausschauenden Betriebsstrategie für parallele hybride Antriebsstränge*, Universität Ulm, Diss., 2008
- [125] TAKAHASHI, J. ; YAMAKADO, M. ; ZLOCKI, A. ; WILL, D. : Development of an Adaptive Longitudinal Control System with Predicted Lateral Motion Information. In: *22nd Aachen Colloquium Automobile and Engine Technology*, 2013, S. 767–789
- [126] TERWEN, S. : *Vorausschauende Längsregelung schwerer Lastkraftwagen*, Karlsruher Institut für Technologie, Diss., 2009
- [127] TÖPLER, F. ; ANTONY, P. ; LANGHAMMER, S. ; KUBE, R. ; KÖHLE, S. : Hybridbetriebsstrategien mit elektronischem Horizont - ein Gemeinschaftsprojekt der Daimler AG, der Volkswagen AG und dem ika. In: *17. Aachener Kolloquium Fahrzeug- und Motorentchnik*, 2008
- [128] TRELEA, I.-C. ; ALVAREZ, G. ; TRYSTRAM, G. : Nonlinear Predictive Optimal Control of a Batch Refrigeration Process. In: *Journal of Food Process Engineering* 21 (1998), S. 1–32

- [129] UMWELTBUNDESAMT: *Umweltbewusstsein in Deutschland 2014*. Studie, März 2015
- [130] UNBEHAUEN, H. : *Regelungstechnik*. Bd. 2. 9. Auflage. Wiesbaden : Friedr. Vieweg & Sohn Verlag, 2007
- [131] WAHL, H.-G. : *Optimale Regelung eines prädiktiven Energiemanagements von Hybridfahrzeugen*, Karlsruher Institut für Technologie, Diss., 2015
- [132] WAHL, H.-G. ; BAUER, K.-L. ; GAUTERIN, F. ; HOLZÄPFEL, M. : A Real-time Capable Enhanced Dynamic Programming Approach for Predictive Optimal Cruise Control in Hybrid Electric Vehicles. In: *IEEE Annual Conference on Intelligent Transportation Systems* (2013)
- [133] WANG, F.-Y. ; ZHANG, H. ; LIU, D. : Adaptive Dynamic Programming: An Introduction. In: *IEEE Computational Intelligence Magazine* 4 (2009), Mai, Nr. 2, S. 39–47
- [134] WANG, Y. ; BOYD, S. : Fast Model Predictive Control Using Online Optimization. In: *Control Systems Technology, IEEE Transactions on* 18 (2010), März, Nr. 2, S. 267–278
- [135] WANG, Y. ; BOYD, S. : Fast Model Predictive Control Using Online Optimization. In: *Proceedings of the 17th World Congress*, 2008, S. 6974–6979
- [136] WEI, J. ; SNIDER, J. ; KIM, J. ; DOLAN, J. ; RAJKUMAR, R. ; LITKOUHI, B. : Towards a Viable Autonomous Driving Research Platform. In: *IEEE Intelligent Vehicles Symposium* (2013)
- [137] WERBOS, P. J.: Approximate Dynamic Programming for Real-time Control and Neural Modeling. In: *Handbook of Intelligent Control: Neural, Fuzzy and Adaptive Approaches* (1992)
- [138] WERLING, M. : *Ein neues Konzept für die Trajektoriengenerierung und -stabilisierung in zeitkritischen Verkehrsszenarien*, Karlsruher Institut für Technologie, Diss., 2010

- [139] WILDE, A. : *Eine modulare Funktionsarchitektur für adaptives und vorausschauendes Energiemanagement in Hybridfahrzeugen*, Technische Universität München, Diss., 2009
- [140] WILLE, J. M. ; SAUST, F. ; MAURER, M. : Stadtpilot: Driving Autonomously on Braunschweig's Inner Ring Road. In: *2010 IEEE Intelligent Vehicles Symposium* (2010)
- [141] WINNER, H. (Hrsg.) ; HAKULI, S. (Hrsg.) ; WOLF, G. (Hrsg.): *Handbuch Fahrerassistenzsysteme*. Wiesbaden : Vieweg+Teubner Verlag, 2012
- [142] WON, J.-S. ; LANGARI, R. : Intelligent Energy Management Agent for a Parallel Hybrid Vehicle-part II: Torque Distribution, Charge Sustenance Strategies, and Performance Results. In: *Vehicular Technology, IEEE Transactions on* 54 (2005), Mai, Nr. 3, S. 935–953
- [143] YUAN, Z. ; TENG, L. ; FENGCHUN, S. ; PENG, H. : Comparative Study of Dynamic Programming and Pontryagin's Minimum Principle on Energy Management for a Parallel Hybrid Electric Vehicle. In: *Energies* 6 (2013), S. 2305–2318
- [144] ZHANG, C. : *Predictive Energy Management in Connected Vehicles: Utilizing Route Information Preview for Energy Saving*, Clemson University, Diss., 2010
- [145] ZHANG, C. ; VAHID, A. : Real-time Optimal Control of Plug-in Hybrid Vehicles with Trip Preview. In: *American Control Conference (ACC)*, 2010
- [146] ZIEGLER, J. ; BENDER, P. ; SCHREIBER, M. ; LATEGAHN, H. ; STRAUSS, T. ; STILLER, C. ; DANG, T. ; FRANKE, U. ; APPENRODT, N. ; KELLER, C. : Making Bertha Drive - An Autonomous Journey on a Historic Route. In: *IEEE Intell. Transport. Syst. Mag.* 6 (2014), Nr. 2, S. 8–20